

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ

ELOY DE PAULA ROCHA JUNIOR

**METODOLOGIA PARA PREVISÃO DE DEMANDA BASEADA EM CENÁRIOS
UTILIZANDO DENSIDADE DE CARGA E TEMPERATURA**

**CURITIBA
2011**

ELOY DE PAULA ROCHA JUNIOR

**METODOLOGIA PARA PREVISÃO DE DEMANDA BASEADA EM
CENÁRIOS UTILIZANDO DENSIDADE DE CARGA E TEMPERATURA**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Área de Concentração em Sistemas de Energia, Setor de Tecnologia da Universidade Federal do Paraná, como requisito parcial à obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof. Dr. Alexandre Rasi Aoki

CURITIBA
2011

TERMO DE APROVAÇÃO

ELOY DE PAULA ROCHA JÚNIOR

METODOLOGIA PARA PREVISÃO DE DEMANDA BASEADA EM CENÁRIOS UTILIZANDO DENSIDADE DE CARGA E TEMPERATURA

Dissertação aprovada como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre no Curso de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Setor de Tecnologia da Universidade Federal do Paraná, pela seguinte banca examinadora:

Orientador:



Prof. Dr. Alexandre Rasi Aoki
Departamento de Engenharia Elétrica, UFPR



Prof.ª Dra. Elizete Maria Lourenço
Departamento de Engenharia Elétrica, UFPR



Prof. Dr. Clodomiro Unsuhay Vila
Departamento de Engenharia Elétrica, UFPR



Dr. Paulo Eduardo Steele Santos
TR Consultoria

Curitiba, 04 de Julho de 2011.

*Aos meus Pais, a quem devo tanto e que me ensinaram a transformar
sonhos em metas. Não teria chegado aqui sem vocês.*

*Ao meu afilhado Augusto Sperka de Souza Herman, que veio ao mundo
há apenas um ano. Você me trouxe inspiração e fé no futuro.*

AGRADECIMENTOS

A Deus, por ser a minha fortaleza e por tudo o que venho aprendendo.

*Aos meus Pais Eloy e Dina, por todo amor, dedicação, carinho e educação. Tudo o que vocês me entregaram foi com amor.
Não poderia ter tido pais melhores.*

*Ao Professor Dr. Alexandre Rasi Aoki, pela dedicação, empenho, atenção e por me ensinar a “escolher uma estrela na constelação”.
Escolhi a mais brilhante.*

Aos Professores Drs. Elizete Maria Lourenço, Clodomiro Unsihuay Vila e Paulo Eduardo Steele Santos, pelo empenho e imprescindíveis contribuições para o desenvolvimento deste trabalho.

Aos professores do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Paraná. Todos os seus ensinamentos estão aqui, neste trabalho. Foi uma honra ter sido aluno de vocês.

Aos meus irmãos Paulo, Denise e Eliana, por estarem sempre me apoiando incondicionalmente. Seu incentivo foi uma grande fonte de força.

Ao meu sobrinho e afilhado Murilo Cesar Rocha Demarch por toda a felicidade, apoio e carinho que trouxe na minha vida, desde o dia do seu nascimento.

Aos amigos Margarete Pisetta de Almeida e Antônio Justino Spinello, que me ajudaram a delinear este trabalho e a seguir adiante. Obrigado por todas as oportunidades, todo o empenho e incentivo.

Ao amigo Maurici Scarpari, pelo incentivo, carinho, apoio e por me fornecer as trilhas sonoras para que eu pudesse escrever este trabalho.

À amiga Thaíss Sperka de Souza Herman pelo incentivo, pela admiração e apoio. Tanto seu como de toda a sua família.

Ao amigo Natanael Zarantonelli pelo apoio, amizade, admiração e incentivo. E por me lembrar sempre que é preciso de foco.

Aos colegas da Superintendência de Mercado e Regulação (SMR) da Companhia Paranaense de Energia - COPEL, na pessoa do Superintendente Roberto Cambui, por todo o incentivo e apoio.

Todo conhecimento começa com um sonho. O sonho nada mais é que a aventura pelo mar desconhecido, em busca da terra sonhada. Mas sonhar é coisa que não se ensina, brota das profundezas do corpo.

Rubem Alves

RESUMO

A análise de cenários é uma ferramenta auxiliar que descreve determinadas características para uma previsão de carga. Para sua composição é preciso fazer um mapeamento adequado das variáveis a serem consideradas, assim como qual o peso de cada uma delas na análise decisória do cenário. A partir da composição de cenários é possível estabelecer um direcionamento estratégico para as previsões. O problema a ser abordado neste trabalho é realizar previsão de demanda para uma concessionária com base em um histórico de demandas medidas e premissas que caracterizam a carga de uma região escolhida para o estudo, através do conceito de densidade de carga. Estabelecer fatores multiplicativos para agregar a influência da temperatura e número de consumidores nas previsões futuras, assim como acrescentar informações de modificações topológicas. As análises foram feitas com base em séries temporais e os testes dos vetores de dados foram analisados com aplicação de redes neurais. Para validar e estabelecer uma análise comparativa entre os cenários obtidos foi aplicado a metodologia em uma área observável na região Oeste do Paraná, sinalizando possibilidades de arranjos entre variáveis para compor o melhor cenário a ser elaborado para uma previsão futura.

Palavras-chave: Temperatura. Número de Consumidores de Energia Elétrica. Séries Temporais. Cenários. Densidade de carga. Fator Multiplicativo de Influência de Temperatura.

ABSTRACT

Scenario analysis is an auxiliary tool that describes certain characteristics for a load forecasting. Composition is needed to make a proper mapping of variables to consider, as well as the weight of each decision analysis in the scenario. From the scenarios composition is possible to establish a strategic direction for the forecasts. The problem to be addressed in this study is to perform demand forecasting for a utility based on historical demands measures and assumptions that characterize the charge of a region chosen for the study, through the concept of charge density. Establish a multiplier for adding the influence of temperature and number of consumers in the forward-looking statements, as well as adding information to topological changes. Analyses were based on series of tests and vector data were analyzed with the application of neural networks. To validate and establish a comparative analysis between scenarios obtained the methodology was applied in an observable area in the Western region of Paraná, indicating possibilities of arrangements between variables to compose the best scenario to be prepared for a future forecast.

Keywords: Temperature. Number of Electricity Consumers. Time Series. Scenarios. Charge density. Multiplicative Factor Influence of temperature.

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1	-	PROBABILIDADE DETERMINADA A PARTIR DA ÁREA SOB $f(x)$	25
FIGURA 2	-	FLUXOGRAMA PARA ELABORAÇÃO DE CENÁRIOS PELO MÉTODO PROSPECTIVO.....	49
FIGURA 3	-	MODELO DE UM MAPA DE HIPÓTESES.....	51
FIGURA 4	-	DIAGRAMA UNIFILAR ELÉTRICO DA REGIÃO DE CASCAVEL.....	54
FIGURA 5	-	FLUXOGRAMA PARA ESTRUTURAR ESCOPO E OBJETO DE CENÁRIOS EXPLORATÓRIOS.....	60
FIGURA 6	-	ARRANJO TOPOLÓGICO HIPOTÉTICO DE SUBESTAÇÕES E ALIMENTADORES.....	61
FIGURA 7	-	FATOR MULTIPLICATIVO DE TEMPERATURA COM MÉDIAS.....	68
FIGURA 8	-	FATOR MULTIPLICATIVO DE TEMPERATURA COM DEMANDAS MÁXIMAS.....	69
FIGURA 9	-	ERRO MÉDIO QUADRÁTICO DE VETOR COM E SEM FALHAS.....	78
FIGURA 10	-	TESTE DE TEMPERATURA PARA A REGIÃO DE CASCAVEL.....	79
FIGURA 11	-	RELAÇÃO ENTRE DEMANDA DE REFERÊNCIA E MÁXIMA PARA A REGIÃO DE CASCAVEL.....	82
FIGURA 12	-	MAPA DE HIPÓTESES DOS CENÁRIOS C1,C 2 E C3.....	85
FIGURA 13	-	DEMANDA ESTIMADA PARA CENÁRIO C1.....	86
FIGURA 14	-	DEMANDA ESTIMADA PARA CENÁRIO C2.....	87
FIGURA 15	-	DEMANDA ESTIMADA PARA CENÁRIO C3.....	88
FIGURA 16	-	MAPA DE HIPÓTESES DOS CENÁRIOS C4,C5 E C6.....	89
FIGURA 17	-	DEMANDA ESTIMADA PARA CENÁRIO C4.....	90
FIGURA 18	-	DEMANDA ESTIMADA PARA CENÁRIO C5.....	90
FIGURA 19	-	DEMANDA ESTIMADA PARA CENÁRIO C6.....	91
FIGURA 20	-	TESTE DE VETOR DE 720 DADOS.....	105
FIGURA 21	-	ERRO CALCULADO PARA VETOR DE 720 DADOS.....	105
FIGURA 22	-	TESTE DE VETOR DE 4320 DADOS.....	106
FIGURA 23	-	ERRO CALCULADO PARA VETOR DE 4320 DADOS.....	106
FIGURA 24	-	TESTE DE VETOR DE 8640 DADOS.....	107
FIGURA 25	-	ERRO CALCULADO PARA VETOR DE 8640 DADOS.....	107
FIGURA 26	-	TESTE DE VETOR DE 25920 DADOS.....	108
FIGURA 27	-	ERRO CALCULADO PARA VETOR DE 25920 DADOS.....	108
FIGURA 28	-	CURVA TÍPICA DA CLASSE DE CONSUMO RESIDENCIAL B1.....	110
FIGURA 29	-	CURVA TÍPICA DA CLASSE DE CONSUMO COMERCIAL B3.....	110
FIGURA 30	-	CURVA TÍPICA DA CLASSE DE CONSUMO INDUSTRIAL B3.....	111
FIGURA 31	-	CURVA DE CARGA DE UM ALIMENTADOR DE 13,8 kV.....	111

LISTA DE TABELAS

TABELA 1	- PIB PER CAPITA ANUAL DA CIDADE DE CASCAVEL.....	29
TABELA 2	- NÚMERO TOTAL DE CONSUMIDORES DE CASCAVEL.....	30
TABELA 3	- TEMPERATURAS DA REGIÃO DE CASCAVEL [°C].....	56
TABELA 4	- NÚMERO DE CONSUMIDORES DA REGIÃO DE CASCAVEL.....	57
TABELA 5	- DEMANDA GLOBAL DA REGIÃO DE CASCAVEL [MW].....	58
TABELA 6	- ANÁLISE DAS SUBESTAÇÕES DA REGIONAL OESTE DO PARANÁ.....	73
TABELA 7	- ERROS MÉDIO QUADRÁTICOS COM FUNÇÕES DE ATIVAÇÃO DIFERENTES.....	76
TABELA 8	- ERROS MÉDIO QUADRÁTICOS PARA VETOR DE DADOS DE DEMANDA.....	76
TABELA 9	- ERROS MÉDIO QUADRÁTICOS PARA VETOR COM E SEM FALHA.....	78
TABELA 10	- ERROS MÉDIO QUADRÁTICOS PARA VETOR DE DADOS DE TEMPERATURA.....	78
TABELA 11	- DETERMINAÇÃO DE FATOR MULTIPLICATIVO DE TEMPERATURA COM MÉDIAS DE DEMANDA MÁXIMA.....	80
TABELA 12	- DETERMINAÇÃO DE FATOR MULTIPLICATIVO DE TEMPERATURA COM DEMANDA MÁXIMA.....	81
TABELA 13	- DETERMINAÇÃO DE FATOR MULTIPLICATIVO DE NÚMERO DE CONSUMIDORES.....	82
TABELA 14	- INCERTEZAS E HIPÓTESES DEFINIDAS PARA O TESTE.....	84
TABELA 15	- COMPARAÇÃO ENTRE VALORES DE MAPE.....	92
TABELA 16	- DEMANDAS MEDIDAS E PROJETADAS PARA 2010.....	93
TABELA 17	- ANÁLISE DE DENSIDADE DE CARGA.....	104
TABELA 18	- CLASSES E FAIXAS DE CONSUMO.....	109
TABELA 19	- TEMPERATURAS MÁXIMAS ABSOLUTAS.....	112
TABELA 20	- NÚMERO DE CONSUMIDORES.....	113
TABELA 21	- DEMANDA MÁXIMA.....	114
TABELA 22	- TIPOLOGIA DE CARGA CONSUMIDORES RESIDENCIAL E RURAL.....	116
TABELA 23	- TIPOLOGIA DE CARGA CONSUMIDORES COMERCIAL E INDUSTRIAL.....	117

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO.....	13
1.1 CONTEXTO.....	13
1.2 OBJETIVOS.....	14
1.2.1 Objetivo Geral.....	14
1.2.2 Objetivos Específicos.....	14
1.3 JUSTIFICATIVA.....	15
1.4 REVISÃO DA BIBLIOGRAFIA.....	16
1.5 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO.....	19
2 DADOS E SÉRIES TEMPORAIS.....	20
2.1 PLANEJAMENTO PARA EXPANSÃO DO SETOR ELÉTRICO.....	20
2.1.1 Tipologia de Carga.....	20
2.2 DADOS PARA PREVISÃO DE DEMANDA E COMPOSIÇÃO DE CENÁRIOS.....	21
2.2.1 Variáveis Aleatórias.....	23
2.2.2 Dados de Temperatura.....	26
2.2.3 Complexidade ao Utilizar Dados de PIB.....	27
2.2.4 Número de Consumidores.....	30
2.3 SÉRIES TEMPORAIS.....	31
2.3.1 Processos Estocásticos.....	32
2.3.2 Estacionariedade e Ruído Branco.....	34
2.3.3 Modelos Paramétricos de Séries Temporais.....	35
2.3.4 Tendência e Sazonalidade.....	37
2.3.5 Regressão Linear Simples.....	38
2.3.6 Regressão Linear Múltipla.....	40
2.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO.....	41
3 TEORIA E METODOLOGIA PARA CONSTRUÇÃO DE CENÁRIOS.....	43
3.1 PREMISSAS INICIAIS.....	43
3.2 CENÁRIOS.....	43
3.2.1 Método Clássico.....	45
3.2.2 Método Prospectivo.....	46
3.3 CONSTRUÇÃO DE CENÁRIOS PELO MÉTODO PROSPECTIVO.....	48
3.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO.....	52
4 MATERIAIS E MÉTODOS.....	53
4.1 MATERIAIS.....	53
4.1.1 Descrição Elétrica da Região de Cascavel.....	53
4.1.2 Temperatura da Região de Cascavel.....	56
4.1.3 Número de Consumidores da Região de Cascavel.....	56
4.1.4 Demanda da Região de Cascavel.....	57

4.1.4 Obras da Região de Cascavel.....	58
4.2 MÉTODOS.....	59
4.2.1 Premissas Iniciais.....	59
4.2.2 Densidade de Carga.....	60
4.2.3 Dados de Temperatura, Demanda e Número de Consumidores.....	62
4.2.4 Testes de Vetores de Dados.....	64
4.2.5 Aprendizado da Rede Neural MLP para Teste de Vetores.....	66
4.2.6 Fatores Multiplicativos de Temperatura e Número de Consumidores.....	67
4.2.7 Metodologia de Previsão de Demanda para os Cenários.....	69
4.3 CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO.....	71
5 IMPLEMENTAÇÕES E RESULTADOS.....	73
5.1 CARACTERIZAÇÃO DE VARIÁVEIS PARA CONSTRUÇÃO DO CENÁRIO.....	73
5.1.1 Densidade de Carga na Região Oeste para Definir a Área Observável.....	73
5.1.2 Dados para a Área Observável.....	74
5.1.3 Teste de Consistência e Quantidade Mínima de Dados.....	75
5.1.4 Fatores Multiplicativos de Temperatura e Número de Consumidores.....	80
5.2 CENÁRIOS PARA A ÁREA OBSERVÁVEL.....	83
5.2.1 Geração de Cenários.....	84
5.3 COMPARAÇÃO ENTRE CENÁRIOS.....	91
5.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO.....	93
6 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES PARA TRABALHOS FUTUROS.....	94
6.1 CONCLUSÕES.....	94
6.2 RECOMENDAÇÕES PARA TRABALHOS FUTUROS.....	96
REFERÊNCIAS.....	98
APÊNDICES.....	104
APÊNDICE 1.....	104
APÊNDICE 2.....	105
APÊNDICE 3.....	106
APÊNDICE 4.....	107
APÊNDICE 5.....	108
ANEXOS.....	109
ANEXO 1.....	109
ANEXO 2.....	112
ANEXO 3.....	113
ANEXO 4.....	114
ANEXO 5.....	115

1 INTRODUÇÃO

1.1 CONTEXTO

O processo de eletrificação no Brasil começou a ser desenvolvido nas últimas décadas do século XIX, com suprimento de pequenas usinas térmicas ou hidrelétricas. A demanda de energia elétrica foi crescendo junto com a evolução populacional fazendo com que as concessionárias locais atendessem adequadamente às solicitações dos consumidores, construindo sistemas de geração e transmissão de portes médios e grandes. Em meados dos anos 1950, com o aparecimento da ELETROBRÁS e grandes empresas estaduais, foram iniciadas implantações em nível de tensão de 230 kV entre os principais centros de consumo e o aparecimento de topologias em anel a fim de evitar quaisquer restrições de fornecimento de energia elétrica. Também surgiram circuitos isolados, formados por concessionárias locais e sistemas radiais.

A partir do momento em que as concessionárias já possuíam sistemas mais elaborados de transmissão e subtransmissão, novas topologias do sistema elétrico foram sendo criadas. Subestações interligadoras (com característica de reduzir níveis de tensão) foram criadas para estabelecer uma distribuição ordenada de energia elétrica. Novas subestações de distribuição de energia elétrica foram inseridas em locais estratégicos de forma a atender regiões com tendências a crescimento de carga para as próximas décadas e o sistema interligado na região foi sendo desenhado para atender municípios, áreas industriais, grandes concentrações populacionais.

Toda essa evolução tecnológica só poderia ser adequadamente planejada com informações específicas dos montantes de demanda de potência ativa que seriam consumidos, ano após ano. Diversos estudos foram desenvolvidos e aperfeiçoados para se prever este crescimento de demanda, tomando como base os modelos estatísticos, que analisam as perspectivas de crescimento com diversos enfoques como variações de temperatura e oscilações econômicas, distinguindo as peculiaridades dos diversos sistemas elétricos existentes nas áreas em análise e qual o perfil dos consumidores atendidos.

Em algumas áreas, por exemplo, há preponderância de um crescimento de grandes centros industriais e, em outras, há um aumento de sua os fatores sócio-econômicos e o crescimento populacional sinalizam uma perspectiva de crescimento. Além disso a temperatura pode ser um fator preponderante no desenvolvimento de estudos, pois regiões muito quentes costumam manter sistemas de refrigeração de ambientes o que colabora para o aumento do consumo de energia elétrica, mantendo picos de demanda específicos em determinados períodos do dia, diferente de regiões de clima temperado. Portanto os estudos tornam-se específicos para cada região, tomando como base seus enfoques. O desenvolvimento de um estudo de previsão de demanda levando em consideração estas particularidades estabelece uma visão mais estratégica sobre a área em estudo e possibilita verificar quais influências necessitam ser ponderadas na análise.

1.2 OBJETIVOS

1.2.1 Objetivo Geral

Auxiliar a caracterizar o processo de previsão de demanda de potência ativa de uma concessionária, através da criação de cenários desenvolvidos com fatores regionais.

1.2.2 Objetivos Específicos

- Desenvolver metodologia para construção de cenários regionais para uma concessionária;
- Desenvolver metodologia para classificação de áreas observáveis de uma concessionária, de forma a definir a área onde a metodologia de cenários será aplicada, através do conceito de densidade de carga para subestações;
- Estudar as variáveis mais acessíveis para construção de cenários regionais de uma concessionária, através de conceitos de processos estocásticos, com base em um histórico consolidado;
- Estudar a tipologia de carga de uma concessionária para identificar o perfil de utilização de energia elétrica dos consumidores como subsídio para escalonar o peso do fator “número de consumidores” na construção do cenário;

- Testar e validar a previsão de demanda de uma subestação, com análise de cenários, identificando limites em comparação com a previsão clássica e a demanda medida;

1.3 JUSTIFICATIVA

Para que os estudos de previsão de demanda possam ser estruturados de acordo com os diversos enfoques, pode-se utilizar a análise de cenários, que consiste em uma ferramenta auxiliar para descrever em quais características determinada previsão de demanda está inserida. A criação de cenários para previsão de demanda estabelece um determinado número de previsões futuras, uma para cada cenário, definindo uma faixa de demanda onde serão consideradas todas as premissas que poderão modificar a demanda prevista pelo modelo clássico, com base em séries temporais.

Uma composição equilibrada de informações pode mudar consideravelmente um cenário. Para tanto é preciso fazer um mapeamento adequado, determinando quais variáveis precisarão ser consideradas e qual o peso de cada uma delas na análise decisória do cenário. O mapeamento de variáveis está interligado com os dados obtidos e a sua forma de classificação. É preciso definir o número de dados de forma que os mesmos possam ser traduzidos em informação para a definição do cenário e que não promovam uma visão viciada da variável. Este equilíbrio é fundamental para definir vetores de dados adequados, consistentes. A forma matemática de projetar estes vetores de dados e o relacionamento das diversas projeções de variáveis são as demais análises para compor os cenários.

A partir do resultado de projeções obtido com a composição de cenários é possível estabelecer um direcionamento estratégico para o planejamento de expansão do sistema elétrico em estudo e verificar se, dentro do horizonte estabelecido, a taxa de crescimento de demanda está adequada, com base em seu histórico ou se necessitará ser incrementada ou reduzida. Todas estas informações convergem para um sistema de previsão de demanda consciente, adequado para cada região, pois levam em considerações suas características regionais e suas influências devido a características mais abrangentes. Os resultados ficam embasados em evidências estatísticas

pautadas por dados históricos e demais perspectivas, estabelecendo informações mais confiáveis e atualizadas.

Sendo assim, uma metodologia de previsão baseada em cenários poderá ser utilizada por qualquer concessionária de energia elétrica que necessite estudar uma determinada área observável em que existem diversos enfoques (variáveis) a serem observados, pois os agentes do setor elétrico brasileiro necessitam de métodos cada vez mais apurados para desenvolver seus estudos de previsão de demanda. Esta metodologia também poderá ser utilizada pelo Operador Nacional do Sistema – ONS para estudos relacionados ao Plano de Ampliação e Reforços da Rede Básica – PAR, onde se analisam as demandas estratificadas por barras das subestações. Durante o ano são realizados estudos especiais do PAR para feriados de Carnaval e festas de final de ano, temporada de verão (sobretudo no Nordeste do Brasil), período de eleições e em relação a grandes eventos como Copa do Mundo e Olimpíadas.

1.4 REVISÃO DA BIBLIOGRAFIA

A revisão da bibliografia apresenta a evolução na aplicação de métodos para desenvolvimento de previsões de demanda com uso de temperatura e cenários, apresentando trabalhos que variam de variações de curto a longo prazos.

Moghram e Rahman (1989) realizaram um estudo comparativo entre cinco métodos de previsão: regressão linear múltipla, séries temporais estocásticas, suavização exponencial generalizada, método do espaço de estados e abordagem baseada no conhecimento. As variáveis de entrada utilizadas são histórico de carga horária de até quatro semanas, além do histórico de dados horários de temperatura. As previsões realizadas são de carga horária com horizonte de 24 horas.

Papalexopoulos e Hesterberg (1990) apresentaram um modelo baseado em regressão múltipla, considerando feriados, dias úteis e dados de temperatura de como entrada para o modelo, para previsão de carga em curto prazo.

Fan e McDonald (1994) trataram da implementação de um sistema de previsão em tempo real, sendo a previsão de carga horária resultado da soma de quatro

parcelas: parcela determinística, parcela independente do clima, parcela dependente do clima e parcela de ruído residual.

Haida e Muto (1994) desenvolveram um modelo para previsão do pico de carga diário utilizando regressão linear múltipla. Como variáveis explicativas são utilizadas informações de temperatura e umidade relativa do ar. As variáveis de temperatura são transformadas através de polinômios de quarta ordem, com os parâmetros do modelo sendo estimados através de mínimos quadrados.

Papalexopoulos et al (1994) utilizaram variáveis climáticas (temperatura máxima do dia anterior e prevista para o dia seguinte por região; temperatura média do dia anterior e prevista para o dia seguinte por região; diferença entre a temperatura máxima prevista e a realizada e seu termo quadrático; variação na temperatura diária: máxima e mínima prevista) e os dados históricos de carga (cargas horárias do dia e do anterior; pico de carga da semana anterior) para prever a carga horária para até uma semana à frente.

Hyde e Hodnett (1997) apresentaram um modelo baseado em regressão linear, que divide a série de carga em quatro componentes: uma componente base, sem envolvimento com variação de temperatura, uma componente relacionada com as variações de temperatura, uma componente relacionada à eventos sistêmicos e uma componente aleatória, quando há excesso de carga de forma inexplicável.

Khotanzad et al (1998) utilizaram variáveis climáticas, porém somente as previsões para as 24 horas do dia seguinte e de forma indireta, através de uma transformação linear. As previsões de carga horária foram geradas por uma rede neural do tipo *feedforward*, com múltiplas camadas e função de ativação sigmóide.

Taylor e Buizza (2000) utilizaram uma metodologia geralmente utilizada para previsão de temperatura, denominada *ensembles*, que consiste em gerar um conjunto de previsões no lugar de apenas uma única previsão, criando um conjunto de curvas de carga baseadas em variáveis aleatórias. Para este trabalho foram utilizadas a temperatura, velocidade do vento e nebulosidade. Os cenários para as variáveis de

tempo são obtidos a partir de perturbações nas condições iniciais: utilizam-se os dados médios mais um valor aleatório para produzir diferentes cenários. Com esses cenários são geradas previsões, através de redes neurais. Para se obter uma única previsão final é utilizada a média entre todas.

Saini e Soni (2002) propuseram a utilização de onze variáveis climáticas para previsão de demanda máxima de um dia. Estes dados serviram de treinamento para a rede neural (com algoritmo de treinamento Gradiente Descendente).

Ribeiro et al (2008) utilizaram dados de PIB para analisar previsões de demanda de uma cidade piloto. Sua metodologia se baseou em aplicação de Método dos Mínimos Quadrados com previsões de demanda passadas e o PIB per capita. Entretanto eles confrontaram os valores medidos e projetados para o ano de 2005, período em que havia dados de PIB oficiais e publicados.

Okamoto (2008) realizou estudo de aplicação de cenários para previsão decenal de demanda, para o Brasil, utilizando recursos de inteligência artificial confrontando com regressão dinâmica. Como variável econômica foi utilizado o PIB e o crescimento populacional. Desenvolveu cenários no âmbito nacional dividindo-os em cenários macroeconômicos, de mercado, demográficos e cenários para projeção de carga.

Os trabalhos analisados tratam de temperatura como dado de entrada para estruturas computacionais de previsão de demanda para curto prazo e uso de PIB para previsões de demanda e para previsões de demanda global (Brasil), considerando uma defasagem de tempo. A proposta deste trabalho é colaborar para preencher esta lacuna, combinando dados históricos de temperatura e de indicadores econômicos para compor cenários onde a previsão de demanda pode ser estabelecida em um período anual.

Logo, este trabalho contribui para desenvolver cenários para estudos de previsão de demanda a serem utilizados por qualquer concessionária que possua acesso a dados consistentes e um histórico adequado, proporcionando a agregação de incertezas conjunturais às incertezas técnicas e ao histórico de demanda, estabelecendo áreas observáveis de alta densidade de demanda, região detentora das

principais características conjunturais e técnicas, que influenciam sua redondeza. Estes cenários são construídos ponderando estas incertezas através de diversas hipóteses que, convertidos em diversas magnitudes de demanda prevista, podem estabelecer resultados mais plausíveis que os usualmente utilizados por agentes do setor elétrico.

1.5 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

A dissertação está dividida em seis capítulos. No Capítulo 1 está descrita a proposta do trabalho, objetivos gerais e específicos, revisão bibliográfica e justificativas. O Capítulo 2 trata sobre o planejamento do setor elétrico no âmbito de previsão de demanda de potência ativa, com ênfase em tipologia de carga. Estabelece uma análise das variáveis aleatórias que são utilizadas para geração de cenários, especificamente temperatura e número de consumidores e finaliza com o estudo teórico de séries temporais relacionadas à regressões lineares e ao tipo de cálculo de erro que será utilizado neste trabalho.

O Capítulo 3 trata sobre a teoria de cenários, quais os seus elementos necessários e o fluxo de informações e ações para elaboração e acompanhamento de cenários. No Capítulo 4 são definidos os materiais utilizados para a análise de cenários. São os dados necessários para as simulações e descrevem-se os métodos para estas análises.

O Capítulo 5 trata dos testes e dos resultados obtidos para a construção de diversos cenários para a área observável, as previsões de demanda levando em consideração as variáveis exógenas estudadas para este cenário e os erros associados. Por fim o Capítulo 6 faz uma contextualização sobre os resultados obtidos e as dificuldades relacionadas ao assunto. E são estabelecidas diversas propostas de trabalhos futuros.

2 DADOS E SÉRIES TEMPORAIS

2.1 PLANEJAMENTO PARA EXPANSÃO DO SETOR ELÉTRICO

O planejamento para expansão o setor elétrico se baseia na necessidade de atendimento à população, associado ao histórico de crescimento de demanda de uma região e a partir do estudo de subestações existentes, que são inseridas em uma topologia para atender inúmeras solicitações sistêmicas como redistribuição de carga, conexão do sistema em anel ou por necessidade de fornecimento de energia elétrica à população.

Para realizar um estudo consistente de expansão, deve-se ter o conhecimento de como a energia elétrica é utilizada pela população (tipologia de carga) e quais as prospecções para crescimento desta demanda (previsões de demanda grandeza por grandeza). Os cenários alternativos colaboram para expandir as possibilidades de planejamento.

2.1.1 Tipologia de Carga

Uma das principais análises feitas pelas concessionárias de energia elétrica é estabelecer a tipologia de carga dos seus consumidores. São os perfis de utilização de energia elétrica ao longo de um dia típico, nas mais diversas classes de consumo e estratificado por faixas de consumo. Tanto as classes como as faixas de consumo são estabelecidas pela Agência Nacional de Energia Elétrica – ANEEL e formam a base para análise das curvas de carga típicas de alimentadores e subestações.

Através do formato das curvas é possível detectar se determinado alimentador tem uma tendência a atender consumidores residenciais ou se o atendimento é híbrido entre classes comercial, industrial e residencial. Esta importante informação fornece todos os subsídios para o planejamento do sistema elétrico e sua operação, de forma a indicar montantes de carga que podem ser transferidos em uma determinada situação de emergência ou indicar investimentos futuros, ampliações na topologia de uma subestação existente. Além disso, esta informação colabora para análises financeiras e tarifárias, com o intuito de promover reajustes nas tarifas de energia elétrica. Esta é

uma das atividades fundamentais para os ciclos de Revisão Tarifária exigidos pela ANEEL.

A partir de uma perspectiva de número de consumidores e da tipologia de carga é possível estabelecer diretrizes no cenário a ser considerado. Se haverá perspectiva de crescimento industrial e se isso incorrerá em aumento de consumidores residenciais. Sobretudo se o fenômeno de inversão de carga (carga intermediária maior que a pesada) pode afetar a operação do sistema elétrico na região, já que os remanejamentos de carga costumam ser feitos no patamar de carga intermediária.

Esta atividade é composta de uma campanha de medidas, que consiste em instalar medidores em determinados consumidores de todas as classes de consumo para registrar sua utilização de energia elétrica. Esta campanha de medidas é convertida em uma curva típica, de um dia útil, que melhor representa determinada classe e faixa de consumo. É importante verificar se o período de campanha de medidas foi realizado durante o verão ou inverno, para que a utilização das informações represente integralmente a análise a ser feita. Para se definir quantos consumidores terão sua utilização de energia elétrica monitorada, é realizado um cálculo de amostras por faixa de consumo e os consumidores são sorteados dentro de cada classe. A ANEEL exige amostras mínimas de cada faixa de consumo. Um exemplo do resultado desse estudo de tipologia de carga é apresentado no Anexo 1.

2.2 DADOS PARA PREVISÃO DE DEMANDA E COMPOSIÇÃO DE CENÁRIOS

O principal insumo para planejar um sistema elétrico provém dos dados de medição. A partir de um sistema de medição eficiente desses valores é possível diagnosticar uma série de eventos operacionais e comportamentais da carga em uma determinada região, detectando efeitos de sazonalidade e diversidade de carga, situações operacionais, limites nominais de linhas de transmissão e demais equipamentos que compõem o sistema elétrico em estudo, apresentando faixas de operacionalização para garantir a preservação e a confiabilidade do sistema, evitando sobrecargas, desestabilização, atuação de equipamentos de proteção e, por fim, cortes no fornecimento de energia elétrica.

Existem várias fontes de dados de interesse para o planejamento e a operação de sistemas elétricos. A coleta e sistematização de informações sobre recursos disponíveis de geração, transmissão e distribuição, além do uso final de energia elétrica, são imprescindíveis para efetivar o gerenciamento adequado de expansão e operações. Da mesma forma que informações socioeconômicas e ambientais.

O tratamento de dados necessita estar constantemente atuando dentro de um universo de observações, de forma a se criar um “vetor homogêneo” de dados, de onde todas as características possíveis poderão ser retiradas, interpretadas, analisadas. Estes valores, que podem ser denominados de estados, por representar o estado operativo do sistema, em regime normal, acabam sendo uma variável contínua por representar todo um conjunto de valores. Eles representam as variações sistêmicas, as interferências operacionais e o comportamento do mercado econômico associado àquela região, já que a energia elétrica é o principal insumo industrial para promover as transformações adequadas num processo de manufatura.

Entretanto esta variável contínua “demanda de energia elétrica” está associada intrinsecamente a uma série de outras variáveis contínuas, como a variação de temperatura, que representa a principal influência física ao sistema elétrico por agir de forma uniforme sobre todos os elementos sistêmicos de uma região. Mesmo com pesquisas e desenvolvimento de materiais que procurem atenuar este efeito, a influência da temperatura sempre se mostra presente, pois ela atua não somente nos elementos de sistemas de potência, mas, sobretudo, no comportamento das áreas atendidas pelo fornecimento da energia elétrica.

Outro fator preponderante está relacionado à investigação econômica da região. Um modelo adequado necessita atribuir ao seu fornecimento de energia elétrica as variações econômicas associadas àquela região. Como um efeito sucessivo, as variações no âmbito mundial e nacional criam ondas de influência estadual e municipal, tornando todos os consumidores de energia elétrica susceptíveis a isso.

Notadamente as variações econômicas ocorridas com a crise mundial entre 2008 e 2009 promoveram reações, mesmo que de menor magnitude, no mercado emergente brasileiro. Porém os impactos foram sentidos. Da mesma forma que

mudanças de governo ou de política econômica criam ondas de origem benéficas ou não.

2.2.1 Variáveis Aleatórias

A partir dos conceitos de probabilidade, o conjunto de todos os possíveis resultados de um experimento aleatório denomina-se espaço amostral, cujos elementos podem ser numéricos ou não. A variável que associa um número ao resultado de um experimento aleatório é definida de variável aleatória. É uma função que confere um número real a cada resultado no espaço amostral de um experimento aleatório (MONTGOMERY; RUNGER, 2003, p. 48).

Estas variáveis podem ser definidas como discretas ou contínuas. Se os valores possíveis forem finitos ou infinitos contáveis, a variável aleatória é discreta, como proporção de peças defeituosas em um lote de duas mil peças.

Porém se o contradomínio desta variável aleatória é definido como um intervalo ou uma coleção de intervalos, a variável aleatória é contínua. Estes valores são considerados como números reais, onde é possível ter uma precisão arbitrária na sua medida, sendo possível, inclusive, arredondar valores para o decimal mais próximo de forma a estabelecer uma medida real de um experimento. Intensidade de corrente elétrica, temperatura, variação de tensão, peso são exemplos deste tipo de variável.

A variável desenvolvida neste estudo possui característica de variável aleatória contínua, pois as flutuações de temperatura assim como as variações econômicas podem diferir no dia-a-dia, sendo necessário estabelecer um vetor adequado de valores em um período pré-determinado ao longo do ano para estudar os efeitos sobre a variação de demanda de potência ativa entregue à cidade de Cascavel.

A este tipo de variável aleatória está sempre associada uma função densidade de probabilidade (FDP), com a notação de $f(x)$, que é usualmente utilizado nas diversas áreas da engenharia para descrição de sistemas físicos e suas influências, onde descreve a distribuição de probabilidades de uma variável aleatória contínua X .

Uma FDP fornece uma descrição simples das probabilidades associadas a uma variável aleatória. Uma FDP é zero para valores de x que não possam ocorrer e é considerada igual a zero onde ela não for especificamente definida. (MONTGOMERY; RUNGER, 2003, p. 52).

Se um intervalo é provável de conter um valor para X , então a sua probabilidade é grande e ela corresponde a valores grandes para $f(x)$. Este intervalo, conforme já mencionado, trata-se do vetor de valores utilizados para a previsão de demanda, sob determinada influência de temperatura e com determinada perspectiva econômica.

Segundo Montgomery e Runger (2003, p. 74), para uma variável aleatória contínua X , uma função densidade probabilidade é descrita como uma função tal que possa atender aos requisitos descritos nas Equações (1), (2) e (3).

$$f(x) \geq 0 \quad (1)$$

$$\int_{-\infty}^{\infty} f(x) dx = 1 \quad (2)$$

$$P(a \leq X \leq b) = \int_a^b f(x) dx = \text{area sob } f(x) \text{ de } a \text{ e } b \quad (3)$$

Conforme a Figura 1, a área sob $f(x)$ ao longo de qualquer intervalo é igual à probabilidade verdadeira da medida ocorrer no intervalo. Desta maneira, $f(x)$ é utilizado para calcular uma área que representa a probabilidade de X assumir um valor no intervalo $[a, b]$.

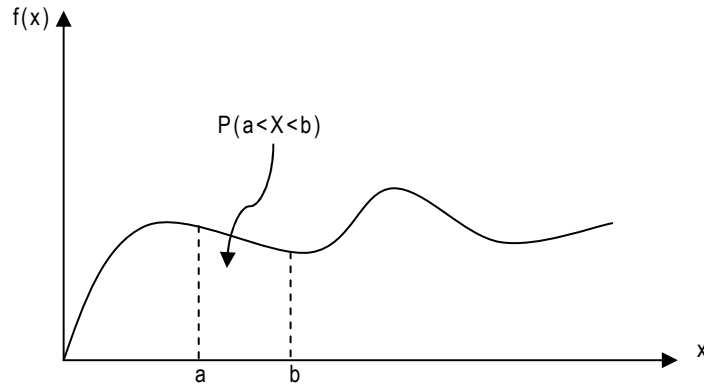


FIGURA 1 – PROBABILIDADE DETERMINADA A PARTIR DA ÁREA SOB $f(x)$
(MARTINS, 2005, p. 122)

Se X for uma variável aleatória contínua então, para qualquer a e b , segundo Montgomery e Runger (2003, p. 76), conforme a Equação (4)

$$P(a \leq X \leq b) = P(a < X \leq b) = P(a \leq X < b) = P(a < X < b) \quad (4)$$

A média de uma variável aleatória contínua X com uma FDP $f(x)$ é descrita na Equação (5)

$$\mu = E(X) = \int_{-\infty}^{\infty} xf(x)dx \quad (5)$$

e a variância com desvio-padrão nas Equações (6) e (7), respectivamente

$$\sigma^2 = V(X) = \int_{-\infty}^{\infty} (x - \mu)^2 f(x)dx = \int_{-\infty}^{\infty} x^2 f(x)dx - \mu^2 \quad (6)$$

$$\sigma = [V(X)]^{1/2} \quad (7)$$

2.2.2 Dados de Temperatura

A principal variável aleatória para estudo de desenvolvimento de cenários para previsão de demanda de potência ativa de uma área observável, a sua sazonalidade ao longo de um ano correlaciona os períodos onde ocorrem maiores solicitações de demanda do sistema elétrico. Tão importante variável aleatória pode sofrer profundas variações de um ano em relação ao outro devido a uma série de fenômenos naturais (*El Niño*, *La Niña*, períodos de seca, invernos rigorosos, etc).

Segundo Guirelli (2006, p. 35) os históricos de temperatura compreendem curvas diárias que podem ter amostragens que vão de minutos a horas e que, ao utilizar estas informações em modelos de previsões, obtém-se muito bons resultados utilizando apenas temperatura máxima, mínima e/ou média.

A relação da temperatura com o consumo não é totalmente linear, mas pode ser identificada analisando-se a energia diária em função da temperatura (GUIRELLI, 2006, p. 36). A importância dos níveis de temperatura na região de estudo está associada à utilização de sistemas de climatização para consumidores comerciais e, sobretudo, residenciais. Esta correlação entre temperatura e acesso a sistemas de climatização residenciais, devido ao desenvolvimento econômico do país nas últimas décadas, torna o estudo de caso deste trabalho aplicável a qualquer lugar onde seja estabelecida esta variação de temperatura.

Segundo Ventura (2010) a aceleração do crescimento econômico, o controle da inflação, a ampliação do crédito, a elevação da renda, o aumento real do salário mínimo e a expansão dos programas sociais de transferência de renda estão reproduzindo no Brasil um fenômeno típico de sociedades avançadas: a criação de um mercado consumidor de massa, forte e cada vez mais complexo. Com isso, milhões de brasileiros têm aproveitado este bom momento da economia para ingressar na economia de mercado e experimentar, pela primeira vez, os benefícios do consumo.

Associado a esta perspectiva verifica-se o aumento na aquisição de aparelhos de ar condicionado que alavanca a utilização de energia elétrica, sobretudo no patamar

de carga pesada, com picos de demanda em horários pouco usuais como das 22 horas à meia-noite. Segundo a Superintendência da Zona Franca de Manaus – SUFRAMA, no primeiro semestre de 2010 houve um aumento de 360,59% na produção de unidades condensadoras e aumento de 216,31% para unidades evaporadoras de *split system*. Quanto aos aparelhos de ar condicionado de janela, o crescimento de produção foi de 179,33% de janeiro a julho de 2010 (<http://www.suframa.gov.br>).

Segundo Amorim Filho (2001), o consumo de energia elétrica de aparelhos de ar condicionado é um dos mais importantes dentre diversos segmentos de consumo. Estima-se que cerca de 20% do consumo total gasto pelo segmento comercial no Brasil esteja relacionado a sistemas de ar condicionado. Isso representa a grande influência dos sistemas de climatização, sobretudo em regiões de alta temperatura ao longo do ano, que contribuem significativamente para inversão da curva de carga global das concessionárias fazendo com que o pico de demanda migre do horário de ponta para o horário fora de ponta, entre 14 horas até às 17 horas.

Um problema que está associado a este novo comportamento de carga é que o planejamento sistêmico, assim como as previsões de demanda de potência ativa, deve obedecer a um histórico de registros de demanda, sendo que a concepção do sistema, em muitos casos, adotou diretrizes de capacitação de linhas de transmissão em determinadas situações que não são as usuais hoje em dia. Em muitos casos, foram realizados imensos investimentos de forma a garantir o fornecimento de energia elétrica, sem interrupções ocasionadas por variações de temperatura e solicitações de demanda, que fogem ao histórico de projeção.

2.2.3 Complexidade ao Utilizar Dados de PIB

Segundo Pretto Neto e Soronda (2007), o conceito de crescimento econômico avalia o aumento quantitativo de riquezas produzidas em um determinado período, que traduz o conceito de Produto Interno Bruto (PIB). É um somatório de todos os bens e serviços finais produzidos dentro do território nacional, em um determinado período, sem levar em consideração se os fatores de produção são de propriedade de residentes ou não residentes (NASCIMENTO, 2009).

Existem dois tipos de PIB que são calculados pelo IBGE e disponibilizados para estudo. O PIB per capita corresponde ao valor que a atividade agrega aos bens e serviços consumidos no seu processo produtivo. É a contribuição ao produto interno bruto pelas diversas atividades econômicas, obtida pela diferença entre o valor de produção e o consumo intermediário absorvido por essas atividades. O PIB a preços de mercado corresponde ao total dos bens e serviços produzidos pelas unidades produtoras residentes. É calculado a partir da soma dos valores adicionados pelos diversos setores acrescida dos impostos líquidos de subsídios sobre produtos não incluídos na valoração da produção, subtraindo os serviços de intermediação financeira, indiretamente medidos.

Segundo Cohen (2005), um dos indicadores mais utilizados para comparações internacionais no âmbito da energia é a intensidade energética correlacionada ao PIB, já que esta associação é consequência do tipo de industrialização adotada para fazer crescer e desenvolver um país. Análises com o uso do PIB a preços de mercado em relação à previsão de carga são desenvolvidos pela Empresa de Pesquisa Energética - EPE em parceria com o Operador Nacional do Sistema – ONS que resulta no Planejamento Anual da Operação Energética – PEN, estabelecendo previsões para todos os subsistemas do Brasil.

O uso do PIB per capita já foi utilizado com sucesso como indicador na determinação de demanda de consumo de uma determinada área, onde se observou uma forte correlação entre o valor projetado e o realizado, considerando um histórico adequado de PIB e de consumo (RIBEIRO et al, 2008). Entretanto o histórico do estudo foi definido no período de 1997 a 2005. Atribui-se a isso a dificuldade na obtenção do valor oficial do PIB, cuja defasagem na divulgação de informações oficiais leva de um a dois anos.

Entretanto a análise isolada do PIB per capita não dispõe da capacidade de conduzir percepções muito conclusivas sobre o grau de desenvolvimento econômico, necessitando ser complementada por outros elementos que envolvam indicadores sociais e de distribuição de renda (PRETTO NETO e SORONDO, 2007).

Segundo Nascimento (2009), além de medir as riquezas e mostrar a evolução dos agregados econômicos, o PIB é utilizado institucionalmente como um dos parâmetros para a distribuição do Fundo de Participação dos Estados e Municípios (FPE e FPM), motivo pelo qual se explica a defasagem temporal de cerca de dois anos para a divulgação definitiva de resultados de PIBs estaduais, já que é um indicador de alta importância para a elaboração de políticas públicas. Existem estudos estatísticos para tentar minimizar esta defasagem criando indicadores trimestrais e anuais de forma a aferir o crescimento econômico de uma região de forma mais dinâmica. (BONELLI et al, 2009). Entretanto são abordagens locais e a metodologia ainda não foi incorporada a órgãos governamentais responsáveis pela divulgação de valores de PIB. Toma-se como exemplo a divulgação do PIB 2006, que foram divulgados em novembro de 2008 (BONELLI et al, 2009). Analisando o PIB municipal do Estado do Paraná, obtido através do site do Instituto Paranaense de Desenvolvimento Econômico e Social - IPARDES (<http://ipardes.gov.br>) a defasagem na obtenção de dados de PIB per capita e a preço de mercado é de dois anos.

A utilização do PIB em estudos de mercado, que levam em consideração outras variáveis e histórico recente de medições, não é recomendado devido à defasagem deste dado em relação aos demais. Esta defasagem de, aproximadamente, dois anos, pode descaracterizar os históricos implicando em erros. Da mesma forma se for considerada uma projeção de PIB, para alinhar esta variável a resultados observados recentemente, pode-se estar associando um risco em relação à variação econômica. Usando como exemplo a cidade de Cascavel, no Paraná (Tabela 1), observa-se a variação de PIB per capita nos últimos anos.

TABELA 1 – PIB PER CAPITA ANUAL DA CIDADE DE CASCAVEL

Ano	PIB Per Capita	Variação anual
2004	8305,2	-
2005	10.476,00	26,14%
2006	11.370,00	8,53%
2007	14.003,00	23,16%
2008	15.214,21	8,65%

FONTE: IPARDES

Dependendo da área de estudo, a variação anual não segue um padrão de crescimento contínuo para aplicar alguma técnica de previsão futura, estabelecendo

que o PIB deva ser utilizado como uma variável explicativa para construção de cenário após a sua divulgação oficial.

2.2.4 Número de Consumidores

O número de consumidores, como uma variável explicativa para a construção de cenários, representa uma informação de utilização direta ao planejamento de sistemas de distribuição e de subtransmissão, pois sinaliza crescimento e decréscimo de consumidores e estabelece o perfil de consumidores a serem atendidos, traduzindo a natureza da utilização de energia elétrica e apresenta, implicitamente, um panorama econômico da região de estudo.

A partir da correlação entre a demanda de potência ativa verificada e o número de consumidores, estratificados por classes, pode-se definir perspectivas de crescimento de cargas e demais informações para planejamento, pois a área em estudo pode sinalizar aumento de demanda de potência ativa vinculada a consumidores residenciais ou crescimento contínuo de consumidores industriais em uma região que necessita de reforço sistêmico ou que tem a sua capacidade de transformação já comprometida.

Tomando o exemplo da mesma cidade utilizada para demonstrar o PIB per capita (Tabela 2), observa-se um comportamento mais adequado para a utilização desta variável na composição de cenários.

TABELA 2 – NÚMERO TOTAL DE CONSUMIDORES DE CASCAVEL

Ano	Número Total de Consumidores	Variação anual
2004	88.244	-
2005	91.119	3,26%
2006	94.177	3,36%
2007	97.127	3,13%
2008	99.970	2,93%

FONTE: COPEL

Conforme Dias (2010) é fundamental conhecer a representatividade de cada classe para diversos itens relativos à estrutura do mercado como o índice de participação do número de consumidores por classe no total. Entretanto o número de consumidores serve como um índice de comportamento de carga, que auxiliam a

traduzir os desvios de projeções que geram impacto econômico, sobretudo nos volumes comercializados de energia e na estrutura tarifária.

Entretanto o número de consumidores de uma determinada classe estratificada ou o total pode apresentar redução de um ano para o outro, motivado por algum evento econômico, flutuação cambial, redução de benefícios fiscais dentre outras possibilidades. Mesmo com esta possibilidade de variação, o número de consumidores é uma variável largamente explorada e acompanhada pelas concessionárias de energia elétrica, resultando em análises mensais obtidas de seu sistema de faturamento, possibilitando o resgate imediato das informações, o que torna esta variável explicativa adequada para realimentações constantes de informações na composição de cenários para previsão.

2.3 SÉRIES TEMPORAIS

O conceito de séries temporais pode ser aplicado quando se possui um vetor de dados, proveniente de um sistema de observações confiável, de forma a ordenar valores associados a instante de tempo espaçados de forma igual.

A aplicação do modelo adequado de séries temporais está relacionada à quantidade de dados a serem tratados. Nos sistemas elétricos os históricos costumam ser grandes e ordenados, devido à necessidade recorrente de resgatar estados sistêmicos do passado como base para tomada de decisões no presente e estruturar projeções para o futuro. Este histórico serve como uma base excelente para aplicação do modelo de série temporal a ser implantado, relacionando-os no domínio do tempo, desde que as suas variáveis sejam definidas de forma consistente.

Dentro do setor elétrico a descrição probabilística que irá definir o modelo a ser utilizado não define, em si, uma fórmula específica para previsão. Todo modelo necessita ter uma componente de erro associado, de forma a estabelecer parâmetros adequados para um sistema de previsão e criar um intervalo de segurança neste sistema, criando limites mínimos e máximos admissíveis onde os resultados probabilísticos possam estar contemplados, sendo estes o resultado de intervenções sistêmicas como remanejamentos de carga entre barras de subestações e aberturas de

linhas. O erro, neste sistema, acaba definindo a margem de segurança operacional nestes sistemas e, dependendo da aplicação ao qual este sistema foi concebido, podem estar associados fatores de serviço dos elementos dos circuitos, a fim de garantir fornecimento de energia elétrica dentro de um regime permanente. Por isso um modelo sempre está associado a um erro médio quadrático, que é uma função perda do sistema.

2.3.1 Processos Estocásticos

Segundo Morettin e Tolo (2006, p. 19), a série temporal representa todas as variáveis tendenciais de um sistema, associadas ao comportamento sazonal, que traduzem a estrutura de um processo estocástico, estabelecido por leis probabilísticas. Este conjunto de estrutura estocástica, no domínio do tempo que representa uma trajetória do processo em análise é definido como *ensemble*.

O setor elétrico, assim como qualquer outro sistema estabelecido no domínio do tempo, fornece curvas que representam de forma descritiva a natureza do processo. Da mesma forma que uma curva vinculada a um processo produtivo ou a curva de rendimento de um motor, um sistema de potência define uma curva de carga, seja de um alimentador ou de um barramento, ao longo de um dia típico, que representa o comportamento do consumo de energia elétrica entregue aos consumidores. O conjunto destas curvas de carga (*ensemble*), após validações necessárias (conforme os filtros associados ao sistema), cria subsídios para extrair uma curva de carga típica que melhor represente o comportamento do consumo de energia elétrica em um período pré-definido (semana, mês, ano). Dependendo dos tempos associados à determinação desta curva de carga típica, pode-se verificar a influência da sazonalidade no sistema sendo que, em termos de setor elétrico, a componente sazonal sempre está associada a dois fatores preponderantes: variações climáticas e econômicas.

Um processo estocástico se especifica a partir de um conjunto de valores Z_t que estejam associados a t , sendo $\{t \in T\}$, conforme a Equação (8)

$$F(Z_1, \dots, Z_n; t_1, \dots, t_n) = P\{Z(t_1) \leq z_1, \dots, Z(t_n) \leq z_n\} \quad (8)$$

Desta maneira o processo estocástico $Z = \{Z(t), t \in T\}$ estará especificado se as distribuições são conhecidas para todo $n \geq 1$. Outra maneira de especificar o processo Z seria determinar todos os produtos dos momentos, conforme as Equações (9) e (10)

$$\mu(t) \triangleq E\{X(t)\} = \int_{-\infty}^{+\infty} x f_x(x, t) dx \quad (9)$$

$$\mu(r, t) = \int_{-\infty}^{+\infty} \dots \int_{-\infty}^{+\infty} Z_1^{r_1} \dots Z_n^{r_n} f(z_1, \dots, z_n; t_1, \dots, t_n) dz_1 \dots dz_n \quad (10)$$

onde $f(Z, t)$ é a função densidade probabilidade de $F(Z, t)$. Para a classe de processos relacionadas a previsão de carga e determinação de cenários, os estudos serão restringidos a momentos de primeira e segunda ordem. Os parâmetros importantes a considerar serão a média e a função de autocovariância, sendo a função média definida pela Equação (11)

$$\mu(t) = E(Z_t) = \int_{-\infty}^{\infty} z f(z; t) dz \quad (11)$$

e a função de variância do processo Z descrita conforme a Equação (12)

$$Y_{t,t} = \text{Cov}(Z_t, Z_s) = E\{Z^2(t)\} - E^2\{Z(t)\} \quad (12)$$

considerando todos os tempos iguais a t (pois, para cada t temos uma variável aleatória $Z(t)$, que tem uma média $\mu(t)$ e uma variância $V(t)$).

2.3.2 Estacionariedade e Ruído Branco

Segundo Morettin e Toloi (2006, p. 4) uma série temporal é estacionária quando ela se desenvolve aleatoriamente, no tempo, em torno de uma média constante, refletindo alguma forma de equilíbrio estável. Entretanto, a maior parte das séries que encontramos na prática apresenta alguma forma de não estacionariedade.

Este tipo de estacionariedade é chamado homogêneo; a série pode ser estacionária, flutuando ao redor de um nível, por certo tempo, depois mudar de nível e flutuar ao redor de um novo nível e assim por diante, ou então mudar de inclinação, ou ambas as coisas. Como a maioria dos procedimentos de análise estatística de séries temporais supõe que estas sejam estacionárias, devemos transformar os dados originais, se estes não formam uma série estacionária. A transformação mais comum consiste em tomar diferenças sucessivas da série original, até se obter uma série estacionária. Na maioria das situações bastam uma ou duas diferenças para que a série se torne estacionária.

A estacionariedade é a suposição mais importante para um processo estocástico. A idéia básica de estacionariedade é que as leis de probabilidade que atuam no processo não mudam com o tempo, isto é, o processo mantém o equilíbrio estatístico.

Um importante exemplo de processo estacionário é o ruído branco, o qual é definido como uma sequência de variáveis aleatórias independente, identicamente distribuídas. Muitos processos podem ser construídos a partir dele. O termo ruído branco resulta do fato que em uma análise de frequência do modelo, podemos mostrar que todas as frequências são iguais. Geralmente assume-se que o ruído branco tem média zero.

2.3.3 Modelos Paramétricos de Séries Temporais

Segundo Morettin e Toloí (2006, p. 32) as séries temporais são estruturadas com base em modelos que definem suas características e o direcionamento adequado para as suas aplicações, assim como as suas formas de suavização.

O propósito dos métodos é distinguir o padrão de qualquer ruído que possa estar contido nas observações e então usar esse padrão para prever valores futuros da série. Uma grande classe de métodos de previsão que tenta tratar ambas as causas de flutuações em séries de tempo e a das suavizações. Técnicas específicas desse tipo assumem que os valores extremos da série representam a aleatoriedade e, assim, por meio da suavização desses extremos, pode-se identificar o padrão básico.

Estes modelos tem um número de parâmetros finito e usam o domínio do tempo. Os modelos mais frequentes são baseados em erros (os auto-regressivos de média móvel e os auto-regressivos integrados de média móvel). Também estão associados os modelos de memória longa, estruturais e não-lineares. Divide-se em:

1. Modelos de erro ou regressão (decomposição) (MORETTIN; TOLOI, 2006, p. 83): baseados na decomposição da série em um componente sistemático ou determinístico somado a um componente aleatório, que em geral, é um erro não-relacionado. O componente determinístico, por sua vez, decompõe-se em componente tendencial e sazonal. Pelo fato de possuir média zero e variância constante, qualquer efeito de tempo influencia somente a parte determinística. Neste modelo as observações não são correlacionadas. Da mesma forma que existe o modelo de média constante, tem-se o modelo de tendência linear, de regressão e de curva de crescimento.
2. Modelos ARIMA (*Box-Jenkins*) (MORETTIN; TOLOI, 2006, p. 105): Modelos lineares que supõe que a série temporal Z_t é a saída de um filtro linear $\Psi(k)$, gerada com base em uma entrada a_t , pois os erros observados são auto-correlacionados e influenciam a evolução do processo. Nesta alimentação dos erros é possível estabelecer uma série de aprendizados e

filtros para aperfeiçoar e aprimorar a série temporal. Em geral, esta entrada é assumida como sendo ruído branco. A saída pode ser uma combinação linear das saídas passadas (componente autoregressiva – AR), das entradas passadas (componente de média móvel – MA) e de outros fatores. Três classes de processos podem ser descritas por modelos ARIMA.

3. Processos lineares estacionários (MORETTIN; TOLOI, 2006, p. 107): Apresentam a propriedade de estacionariedade e se subdividem em três processos:
 - i. Processo autoregressivo de ordem p: AR;
 - ii. Processo de média móvel de ordem q: MA
 - iii. Combinação de ambos os processos: ARMA.
4. Processos lineares não-estacionários homogêneos (MORETTIN; TOLOI, 2006, p. 134): Modelos do tipo ARIMA (*autoregressive integrated moving average*). Podem ser transformados em processo estacionários por meio de um número finito de aplicações do operador atraso. O mecanismo gerador da série produz erros auto-correlacionados.
5. Processos de memória longa (MORETTIN; TOLOI, 2006, p. 279): Possuem função auto-correlação com decaimento muito lento.
6. Modelos de espaço de espaço de estados (MORETTIN; TOLOI, 2006, p. 333): generaliza os modelos de decomposição ao introduzir componentes estocásticos na parcela determinística.
7. Modelos não-lineares (MORETTIN; TOLOI, 2006, p. 361): Podem apresentar propriedades como variações bruscas, variância como função do tempo e irreversibilidade no tempo. Incluem os modelos do tipo ARCH-GARCH (*autoregressive conditional heteroskedasticity / generalized autoregressive conditional heteroskedasticity*), modelo TAR (*threshold autoregressive*) e os modelos de volatilidade estocástica;

Existem os modelos não paramétricos, que usam o domínio da frequência, analisando as funções de auto-covariância e sua transformada de Fourier. A vantagem de se descrever uma série temporal no domínio da frequência está no fato de se eliminar problemas ligados à correlação serial, pois, na análise espectral, os componentes são ortogonais. A análise espectral tem se mostrado relevante em estudos de resposta de frequência em áreas de planejamento.

2.3.4 Tendência e Sazonalidade

Considerando as observações $\{Z_t, t = 1, \dots, N\}$ de uma série temporal. O modelo de decomposição consiste em escrever Z_t como a soma de três componentes não observáveis (MORETTIN; TOLOI, 2006, p. 47), conforme a Equação (13)

$$Z_t = T_t + S_t + a_t \quad (13)$$

onde T_t e S_t representam a tendência e sazonalidade, enquanto a_t é uma componente aleatória, de média zero e variância constante σ_a^2 . Se $\{a_t\}$ for um ruído branco, então $E(a_t a_s) = 0, s \neq t$. Supondo que a componente sazonal S_t não esteja presente. O modelo a ser considerado está apresentado na Equação (14)

$$Z_t = T_t + a_t \quad (14)$$

Há vários métodos de estimar T_t . Os mais utilizados consistem em ajustar uma função do tempo, como um polinômio, uma exponencial ou outra função suave de t . Outra opção seria suavizar os valores da série ao redor de um ponto, para estimar a tendência naquele ponto ou suavizar os valores da série através de sucessivos ajustes de retas de mínimos quadrados ponderados (*lowess*).

Estimando-se a tendência através de \hat{T}_t , pode-se obter a série ajustada para tendência ou livre de tendência, conforme a Equação (15)

$$(15)$$

$$Y_t = Z_t - \hat{T}_t$$

outro procedimento a ser utilizado é ajustar uma curva aos valores observados da série para estimar T_t e fazer previsões. Usualmente são utilizados vários tipos de funções, como exponencial.

Quando se supõe que a tendência possa ser representada por um polinômio de baixo grau, isto implica em utilizar todas as observações Z_t , $t = 1, \dots, N$, para estimar o polinômio, que representará T_t sobre todo o intervalo de tempo considerado. Para tanto, utilizam-se técnicas de suavização que é a tendência num instante t . Existem vários métodos de suavização, como médias móveis, medianas móveis e *lowess*.

O objetivo, conforme apresentado na Equação (16), é ajustar uma série para a componente sazonal, ou seja, estimar S_t e subtrair a série estimada de Z_t

$$Z_t = T_t + S_t + a_t \quad t = 1, 2, \dots, N \quad (16)$$

desta maneira, um procedimento de ajuste sazonal consiste em obter estimativas \hat{S}_t de S_t e calcular, conforme a Equação (17)

$$Z_t^{SA} = Z_t - \hat{S}_t \quad (17)$$

Existem outros métodos para determinação de sazonalidade. A sazonalidade determinística (método de regressão) e sazonalidade estocástica (método das médias móveis).

2.3.5 Regressão Linear Simples

Segundo Montgomery e Runger (2003, p. 205) em determinados problemas, a correlação de duas ou mais variáveis é feita através de estudos de análise de regressão, técnica estatística para modelar e investigar a relação entre estas variáveis.

O modelo linear probabilístico, descrito na Equação (18), é considerado como o valor esperado de uma previsão sendo uma função linear das variáveis

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x + \epsilon \quad (18)$$

sendo ϵ o erro aleatório com média zero e variância σ^2 . Este modelo, denominado modelo de regressão linear simples, apresenta um único regressor (uma variável independente). Os seus coeficientes, conforme descrito na Equação (19), são denominados pelo método dos mínimos quadrados de forma a expressar as n observações da amostra (MARTINS, 2005, p. 312)

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \epsilon_i \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (19)$$

Sendo a soma dos quadrados dos desvios das observações em relação à linha de regressão descrita na Equação (20)

$$L = \sum_{i=1}^n \epsilon_i^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i)^2 \quad (20)$$

Os estimadores de mínimos quadrados de $\beta_0, \beta_1, \widehat{\beta}_0$ e $\widehat{\beta}_1$, tem de satisfazer o estabelecido nas Equações (21) e (22)

$$n\widehat{\beta}_0 + \widehat{\beta}_1 \sum_{i=1}^n x_i = \sum_{i=1}^n y_i \quad (21)$$

$$\widehat{\beta}_0 \sum_{i=1}^n x_i + \widehat{\beta}_1 \sum_{i=1}^n x_i^2 = \sum_{i=1}^n y_i x_i \quad (22)$$

Que são denominadas equações normais dos mínimos quadrados e, por conseguinte, a linha ajustada de regressão linear é descrita na Equação (23)

$$\hat{y}_i = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_i + e_i \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (23)$$

Sendo $e_i = y_i - \hat{y}_i$ chamado de resíduo, que descreve o erro no ajuste do modelo para a i -ésima observação de \hat{y}_i .

2.3.6 Regressão Linear Múltipla

Segundo Montgomery e Runger (2003, p. 230) é um tipo de regressão utilizada quando é necessário construir um modelo com mais de um preditor, conforme a Equação (24), descrevendo um plano no espaço tridimensional de Y, x_1 e x_2

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k + \epsilon \quad (24)$$

O parâmetro β_0 é a interseção do plano. E os coeficientes β_1 e β_2 são chamados de coeficientes parciais de regressão, pois β_1 mede a variação esperada de Y por unidade de variação em x_1 quando x_2 for constante e β_2 mede a variação esperada em Y por unidade de variação em x_2 quando x_1 for constante. Normalmente Y depende das k variáveis independentes ou regressores. A função dos mínimos quadrados, descrita na Equação (25), é a seguinte

$$L = \sum_{i=1}^n \epsilon_i^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij})^2 \quad (25)$$

Neste cálculo serão considerados dois regressores para simulações, conforme a Equação (26) e, portanto, será utilizado o modelo

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \epsilon \quad (26)$$

E, portanto, as equações normais de mínimos quadrados a serem consideradas, após a minimização, são descritas nas Equações (27), (28) e (29)

$$n\widehat{\beta}_0 + \widehat{\beta}_1 \sum_{i=1}^n x_{i1} + \widehat{\beta}_2 \sum_{i=1}^n x_{i2} = \sum_{i=1}^n y_i \quad (27)$$

$$\widehat{\beta}_0 \sum_{i=1}^n x_{i1} + \widehat{\beta}_1 \sum_{i=1}^n x_{i1}^2 + \widehat{\beta}_2 \sum_{i=1}^n x_{i1} x_{i2} = \sum_{i=1}^n y_i x_{i1} \quad (28)$$

$$\widehat{\beta}_0 \sum_{i=1}^n x_{i2} + \widehat{\beta}_1 \sum_{i=1}^n x_{i1} x_{i2} + \widehat{\beta}_2 \sum_{i=1}^n x_{i2}^2 = \sum_{i=1}^n y_i x_{i2} \quad (29)$$

E a Equação (30) apresenta o modelo ajustado de regressão

$$\widehat{Y}_i = \widehat{\beta}_0 + \sum_{j=1}^k \widehat{\beta}_j x_{ij} + e_i \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (30)$$

Sendo $e_i = y_i - \widehat{y}_i$ chamado de resíduo, que descreve o erro no ajuste do modelo para a i -ésima observação de \widehat{y}_i .

2.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO

Neste capítulo foram apresentados os conceitos de tipologia de carga, variáveis aleatórias e séries temporais. Destacam-se os modelos das curvas de tipologia de

carga para entender a natureza de utilização da energia elétrica pelos consumidores, a descrição das variáveis aleatórias necessárias para desenvolver estudos de cenários e os modelos de séries temporais que podem ser utilizados na determinação de demanda por cenário, que serão aplicadas a metodologia desenvolvida, as quais serão apresentadas nos próximos capítulos.

Diante do exposto, os dados de PIB não serão utilizados, pois estes valores possuem uma defasagem de quase dois anos para serem apurados e publicados oficialmente. Em contrapartida os dados de número de consumidores serão utilizados por manter uma periodicidade adequada à metodologia proposta. O modelo de série temporal a ser utilizado será o de erro e regressão por ser o mesmo modelo utilizado dos dados projetados para o cenário de referência a ser utilizado nos testes.

3 TEORIA E METODOLOGIA PARA CONSTRUÇÃO DE CENÁRIOS

3.1 PREMISSAS INICIAIS

Cenário é a descrição de um futuro possível, imaginável ou desejável para um sistema e seu contexto, e do caminho ou trajetória que o conecta com a situação inicial deste sistema e contexto (CCPE, 2001, p. 15). É uma ferramenta que ajuda a explorar o futuro associado a incertezas. O cenário desenvolve uma visão sistêmica que se desdobra em um conjunto coerente e plausível de acontecimentos seriados que também podem ser simultâneos, aos quais estão associados determinados parâmetros e uma escala de tempo.

Segundo Porto (2006) cada cenário procura estabelecer uma sucessão lógica de eventos de forma que, partindo-se do presente ou de uma dada situação, possa se visualizar como se poderá chegar a uma situação futura. Cenários estão associados a mudanças conjunturais pois grande parte das hipóteses a serem analisadas estão vinculadas a relações sociais e econômicas, estabelecendo um equilíbrio entre estas hipóteses e as que são fundamentadas a nível técnico, promovendo a agregação necessária entre estes diversos enfoques para a realização de estudos consistentes, baseados nestes cenários.

O propósito principal de um cenário não é predizer o futuro, mas sistematizar e delimitar as incertezas, explorando sistematicamente os pontos de mudança dos rumos de uma dada situação (CCPE, 2001, p. 16). Desta forma, um cenário explicita não só como uma situação pode vir a ocorrer, mas, também, que alternativas se colocam em cada momento, de forma que possa se prevenir, evitar ou facilitar ações e práticas em um momento futuro.

3.2 CENÁRIOS

A aplicação de cenários na projeção de demanda está fundamentada em duas proposições: os métodos tradicionais de projeção (método clássico), que conduzem a estimativas com erros crescentes (grandeza por grandeza), estabelecendo um cenário de referência. E os cenários subsequentes, que fornecem uma demanda diferente, não

somente em termos quantitativos, mas também qualitativos, pois são construídos a partir das variáveis explicativas (método prospectivo). A partir dos cenários subsequentes é possível definir demandas de diferentes magnitudes tomando como base o cenário de referência associada a algum modelo.

Representando futuros alternativos, geralmente com horizontes de médio e longo prazos, os cenários são úteis para o planejamento ao anteciparem oportunidades, ameaças, novos desafios ou possibilidades. Os cenários devem estar correlacionados com tempo e produzir antecipações, que devem ser trabalhadas no horizonte de planejamento para que os problemas e oportunidades previstos antecipadamente sejam tratados adequadamente.

A metodologia de cenários também apresenta limitações, pois não são ferramentas adequadas para antecipar mudanças conjunturais, mas, sim explorar mudanças estruturais especialmente no nível de sistemas. Sua eficácia é menor quando se trata da investigação detalhada de um aspecto específico de um microssistema, devido à dificuldade de tratar adequadamente as variáveis explicativas. Cenários também são ineficientes na prospecção de horizontes de curto prazo, exceto se o objeto de estudo se encontra no limiar de mudanças estruturais ou de rupturas com o alto potencial de impacto sobre o sistema considerado (CCPE, 2001, p. 13). A quantidade mínima de cenários alternativos dependerá dos objetivos do estudo e do tempo e recursos disponíveis. Para cada situação ou sistema é possível desenvolver uma grande quantidade de cenários. Mas isso não se torna aplicável. Segundo Okamoto (2008), existem limitações na utilização de cenários, já que eles não são adequados para antecipar mudanças conjunturais, assim como a complexidade aumenta com a quantidade demasiadamente grande de cenários utilizados. A quantidade adequada seria de três a cinco.

Segundo CCPE (2001, p. 16) um cenário completo estrutura alguns componentes básicos. O objeto a ser “cenarizado” descreve o ambiente considerado em relação ao objeto do cenário. As cenas são propostas que descrevem o estado do sistema considerado num determinado instante de tempo. A cena é uma descrição de como estão vinculados entre si os parâmetros e as situações. A preocupação fundamental da cena não é evidenciar a dinâmica da situação ao longo do tempo e sim

as estruturas a ela associadas num dado segmento de tempo. E o percurso, ao longo do tempo, do objeto “cenarizado”. Uma visão global dos diversos fatores (técnicos, físicos, econômicos, etc) propõe as diferenças entre cenários, pois reúne diversas fontes de informações como estudos, prognósticos, hipóteses e demais informações.

3.2.1 Método Clássico

Segundo CCPE (2001, p. 7) “a metodologia clássica das previsões tradicionais é a extrapolação de tendências verificadas no passado pela aplicação de análises de séries temporais”. A maioria dessas previsões se funda na hipótese de que o futuro pode ser previsto mediante a análise do passado, naquilo que tem de quantificável. Possuem, em maior ou menor intensidade, algumas das características abaixo, segundo CCPE (2001, p. 7):

- Visão isolada da realidade: com esta visão o objeto da previsão é tratado de modo autônomo do quadro socioeconômico ou tecnológico, não fazendo uma análise integrada e consistente dos seus principais componentes de forma a caracterizar a natureza e espelhar o desenvolvimento de uma região.
- Conceito restrito de objetividade e precisão: considera apenas as variáveis ou fenômenos passíveis de quantificação.
- Relações entre variáveis: são concebidas como estruturas estáticas, que não se modificam qualitativamente ao longo do horizonte de projeção.
- Explicação do futuro pelo passado: o comportamento de determinada variável é obtido extrapolando uma série histórica representativa do seu comportamento passado, o que corresponde a premissa de que, no horizonte adequado, as relações e correlações identificadas no passado serão mantidas no futuro, pelo menos no essencial (PORTO, 2006).

- Previsão categórica: o valor futuro de determinada variável é único e certo, admitindo-se no máximo uma faixa de variação acima ou abaixo. A qualidade da variável não se altera e se torna pouco dependente de mudanças nos condicionantes exógenos (como mudanças tecnológicas ou hábitos de consumo).

Segundo Okamoto (2008), o futuro é sempre incerto, pois não se tem informações suficientes ou as mesmas são incompletas para se antecipar tendências futuras. Muitos eventos são imponderáveis e/ou imprevistos.

A influência dos vários segmentos econômicos e políticos no objeto não são considerados no modelo clássico. Os resultados obtidos são confiáveis, com uma razoável margem de acerto estabelecida no período em análise, que reflete a estabilidade dos fatores técnicos, físicos e econômicos. Entretanto os erros crescentes levam à conclusão de que esta abordagem está superada e seu uso é inadequado ou insuficiente para prognosticar a evolução futura de muitos objetos, segundo CCPE, 2001, p. 8.

Outra deficiência da abordagem clássica é a sua incapacidade de lidar com a incerteza (PORTO, 2006), na medida em que configura o comportamento do objeto de projeção exclusivamente num único prognóstico, admitindo apenas um intervalo de segurança. Não possui, portanto, muita flexibilidade para antecipar ou evidenciar mudanças qualitativas no futuro.

3.2.2 Método Prospectivo

Segundo Porto (2006) o método prospectivo se impõe em razão da aceleração nas mudanças técnicas, econômicas e sociais, que exigem uma visão em longo prazo e fatores de inércia. Se o mundo muda, a direção dessa mudança não parece assegurada. As mutações carregam diversas incertezas que todo estudo deve integrar em sua estratégia: incertezas de natureza econômica sobre a taxa de crescimento, sociais e culturais (hábitos de consumo) e de natureza tecnológica sobre os produtos e os processos de amanhã.

O objetivo da abordagem prospectiva é identificar aquilo que tem maior potencial de mudança e explorar a direção dessas mudanças, assim como estabelecer a natureza e estudar o grau de intensidade dessas mudanças. Identificar estados e situações de perigo e/ou oportunidades (OKAMOTO, 2008).

Este método não permite eliminar a incerteza através de uma previsão ilusória. Visa somente organizá-la e reluzi-la tanto quanto possível. É preciso, portanto, considerar as incertezas quanto ao futuro. Deve partir do princípio que o futuro é incerto e indeterminado e que existem múltiplas alternativas.

Desta forma a atividade do planejamento, como um processo de decisão frente ao futuro, deve incorporar recursos técnicos e instrumentos adequados de antecipação do futuro, desde que prováveis e plausíveis não sendo, portanto, uma atividade especulativa, mas que cria subsídios para preparar ações.

O que importa não é se a previsão é científica, mas que seja realizada com suporte de uma teoria científica e que resulte de uma formulação racional e fundamentada de hipóteses (CCPE, 2001, p. 12). Se o futuro é indeterminado e um horizonte aberto de possibilidades, a análise prospectiva não é rigorosamente uma atividade científica. No entanto deve recorrer à ciência e ao modelo teórico de explicações e interpretações do processo para conceber prováveis desenvolvimentos futuros. Deste ponto de vista, a análise prospectiva é uma tecnologia. As opções fundamentais dos cenários são essencialmente qualitativos e cada cenário caracteriza um futuro qualitativamente distinto dos demais cenários. Isso não significa que a construção de qualquer cenário independa de elementos quantitativos. Em muitos casos as análises estatísticas são essenciais para garantir a precisão e o foco aos elementos do cenário. Para a construção de cenários coerentes e prováveis é necessário delimitar um futuro a ser atingido (cenário normativo), quais os tipos de cenários com combinações de variáveis vão estabelecer o cenário futuro ou o mais próximo possível dele (cenários exploratórios), partindo de um cenário de referência.

Cenário normativo, dentro do Método Prospectivo, define o futuro desejado, exprimindo sempre uma vontade ou compromisso de um parâmetro ou de um grupo de parâmetros em relação a determinados objetivos. A lógica de construção desse cenário

consiste em, primeiramente, estabelecer o futuro desejado para, em seguida, definir como alcançá-lo a partir de diversos cenários exploratórios.

Os cenários exploratórios caracterizam futuros possíveis ou prováveis considerando a simulação e desdobramento de certas condições iniciais diferenciadas, sem que seja assumida qualquer opção ou preferência por um dos futuros configurados. São os diversos cenários estabelecidos a partir da correlação das hipóteses associadas às incertezas e que irão propor magnitudes de demanda distintas. Dentre os cenários exploratórios elege-se o que estiver mais aderente ao cenário normativo. O cenário de referência é o que caracteriza o marco inicial para a evolução futura obtida através dos cenários exploratórios, considerando as mudanças e demais tendências associadas aos cenários exploratórios.

3.3 CONSTRUÇÃO DE CENÁRIOS PELO MÉTODO PROSPECTIVO

A abordagem prospectiva de cenários são imagens coerentes de futuros possíveis ou prováveis, engloba descrições de situações futuras alternativas e dos eventos que levam a evolução da situação de origem à situação futura (OKAMOTO, 2008).

A metodologia se compõe de seis etapas distintas, segundo CCPE (2001, p. 32). Conforme apresentado na Figura 2, o fluxo para elaboração de cenários pelo Método Prospectivo é composto de seis etapas distintas, sendo que este fluxo se divide em cenário normativo e de referência e os cenários exploratórios. A “Etapa 1” define o objeto a ser estudado (um país, uma região, uma área) e as questões relacionadas ao objeto. É definido, também, um escopo. De que se trata o cenário, sua finalidade e para que o mesmo será utilizado. Identificam-se incertezas que servirão de base para a construção de cenários exploratórios.

Segundo Belfort (2007) existem três tipos de incertezas. Os riscos, que são baseadas em históricos e se tem uma probabilidade de determinar. As incertezas estruturais em que um evento singular não é o suficiente para estabelecer uma probabilidade de determinação e que surgem quando um padrão possui diversas interpretações e incertezas impossíveis de se conhecer que sequer são imaginadas.

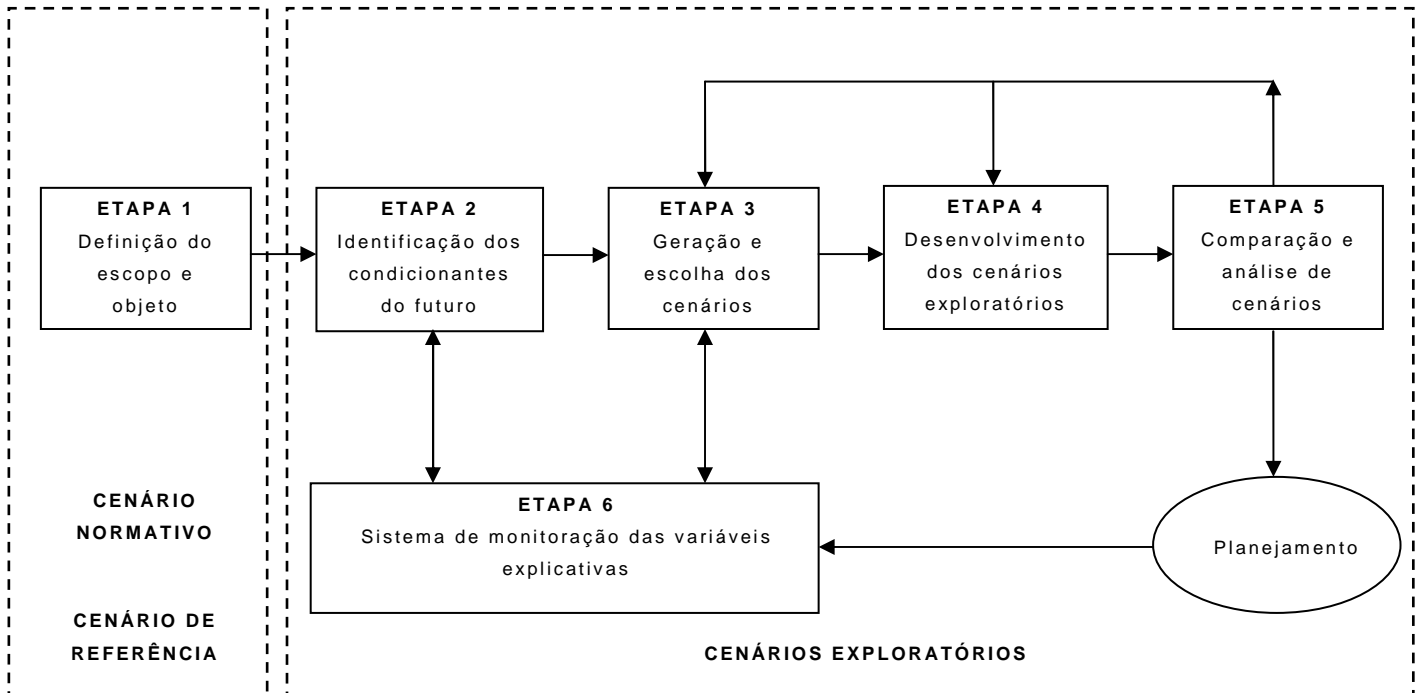


FIGURA 2 – FLUXOGRAMA PARA ELABORAÇÃO DE CENÁRIOS PELO MÉTODO PROSPECTIVO

Esta etapa fornece todas as informações históricas (cenário de referência) e a idealização do futuro (cenário normativo) e serve como parâmetro para evitar sobreposição de variáveis, proporcionando um resultado esclarecedor em relação ao objeto modelado, podendo servir como base para outros objetos modelados, desde que tenham características similares.

A “Etapa 2” está relacionada à seleção de condicionantes do futuro. É onde se definirão quais serão os principais fenômenos ou fatores que definirão seus futuros alternativos. Esta etapa estabelece a descrição das variáveis explicativas em função de sua disponibilidade e grau de incerteza na sua modelagem e obtenção.

A identificação destas variáveis é fundamental para a construção dos cenários, já que ela possui uma interligação com a “Etapa 6”, onde ocorre o monitoramento e a qualificação das variáveis e que explica a dinâmica dos cenários do método prospectivo. Esta identificação deve se basear no resultado da “Etapa 1”.

A “Etapa 3” está relacionada à geração e escolha dos cenários e trata da construção, comparação e escolha dos cenários exploratórios, dentro de um futuro

plausível e, dentre estes, os mais prováveis para o sistema e ambiente considerados. Esta etapa consiste em identificar e balancear os fatores de conservação e mudança no sistema considerado, seleção de incertezas críticas, montagem do esquema de combinação das variáveis mais relevantes, geração de relatórios plausíveis e escolha dos cenários mais prováveis.

Para a construção de cenários é necessário mapear as hipóteses e as incertezas associadas. CCPE (2001) utiliza um mapa de hipóteses como o da Figura 3, correlacionando incertezas e hipóteses de economia, para construir, de forma escalonada, os diversos cenários de forma escalonada, identificando uma hipótese para as diversas incertezas apresentadas, de forma sucessiva.

A “Etapa 4” desenvolve os cenários. Estabelece seus objetivos em relação à “Etapa 1” para verificar alinhamentos e desvios, verifica a sua trajetória do cenário de referência ao cenário normativo a partir das hipóteses levantadas em cada um dos cenários exploratórios. Nesta etapa são realizados testes de consistência para verificar se os cenários são plausíveis.

A “Etapa 5” estabelece a comparação e análise entre os cenários, confrontando-os entre si e analisando o balanceamento deste confronto. A partir desta análise é possível se obter um novo cenário de referência, a partir do cenário exploratório escolhido que mais se assemelha ao cenário normativo, que é o cenário mais provável em termos de uma visão de conjunto. Porto et al (2008) estabelece uma comparação entre quatro cenários a nível mundial e Brasil correlacionando as hipóteses levantadas em cada cenário, referente à mesma incerteza, de forma a tentar prever o impacto econômico mundial e os reflexos à economia brasileira.

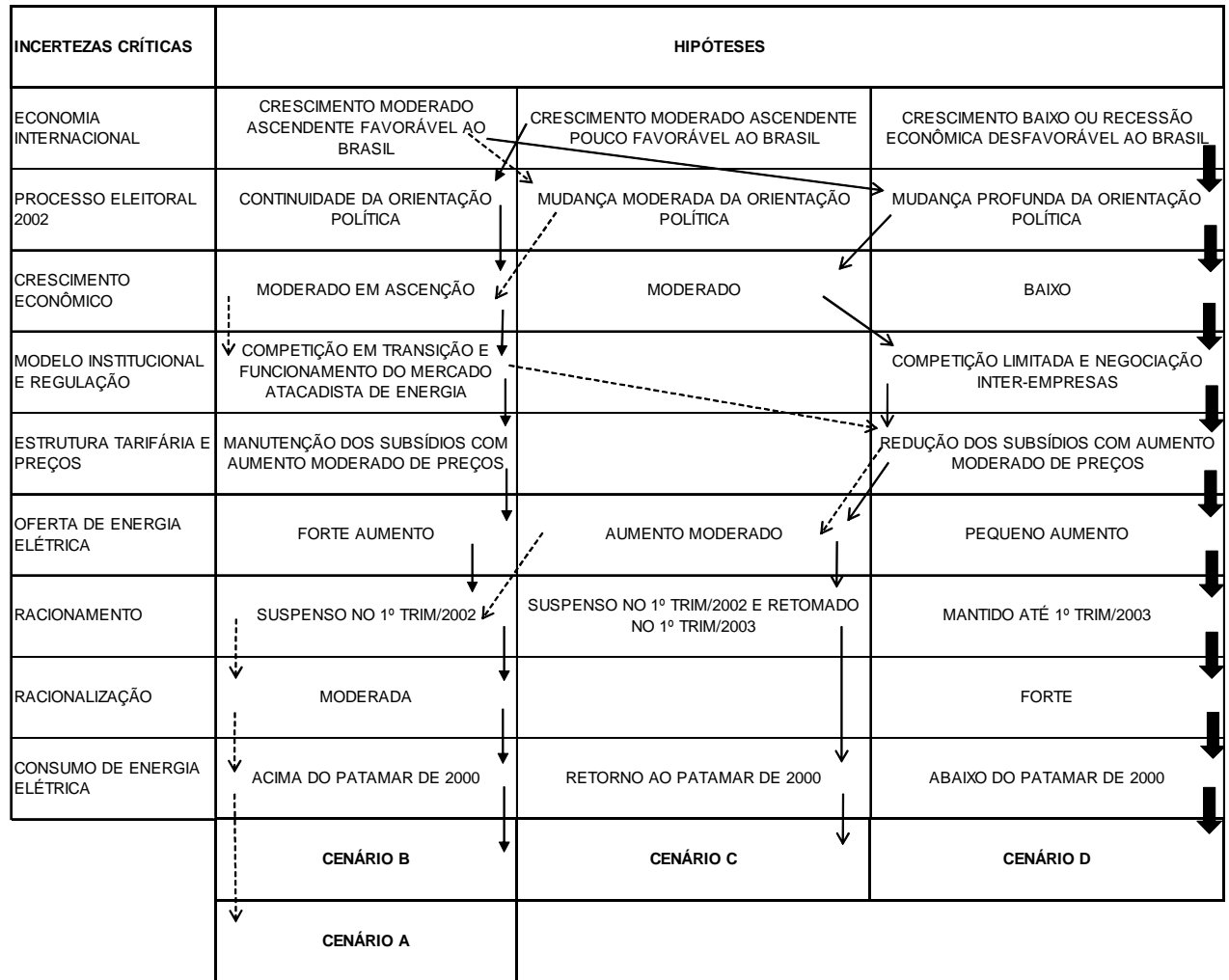


FIGURA 3 – MODELO DE UM MAPA DE HIPÓTESES (CCPE, 2001, p. 44)

A “Etapa 6” estabelece o desenvolvimento e operação de um sistema de monitoração, sendo alimentado pelos dados de planejamento, a partir de um novo cenário de referência (cenário normativo modificado), de forma a promover a dinâmica proposta do método prospectivo, onde toda a qualificação das variáveis é mensurada e readequada para a formação de novos cenários exploratórios, criando cada vez mais aproximação entre o novo cenário de referência e o normativo, readequando variáveis explicativas, com novos pesos entre as variáveis.

3.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO

Neste capítulo foram apresentados os conceitos de cenários pela abordagem clássica e prospectiva. Destacam-se os critérios da abordagem clássica que desqualifica a utilização desta metodologia de cenário por ser puramente quantitativo, motivo pelo qual ele não será utilizado. Destacam-se, também, os critérios da abordagem prospectiva, sua característica de construção de cenários e realimentação de informações para reavaliação constante de cenários, mostrando o seu enfoque quantitativo. Foi apresentado um fluxograma de todas as etapas da abordagem prospectiva, destacando as características dos cenários de referência, normativos e exploratórios e a interdependência entre si.

4 MATERIAIS E MÉTODOS

4.1 MATERIAIS

Para a realização de um estudo sobre previsão de demanda de potência ativa e de cenários é preciso conhecer as características elétricas da região. Em qual topologia elétrica a área está inserida, quais os seus principais influenciadores (conexão com Rede Básica, sistemas de geração, pontos de fronteira, etc. Também é necessário obter dados de temperatura dentro de um horizonte plausível para possíveis interpretações e dados de número de consumidores para analisar a possibilidade de crescimento de carga motivada por aumento de consumidores.

4.1.1 Descrição Elétrica da Região de Cascavel

A Figura 4 descreve a topologia elétrica da cidade de Cascavel, que é alimentada pelo sistema Eletrosul, através de linhas de transmissão de 525 kV via subestação Cascavel Oeste. Esta é uma subestação interligadora do sistema Eletrosul ao sistema COPEL, sendo uma das fontes de alimentação para a região. Esta subestação está interligada à subestação Cascavel, de propriedade da COPEL, através de linhas de transmissão de 230 kV e este sistema está conectado às linhas de transmissão de 230 kV provenientes da usina Salto Caxias, a segunda fonte de alimentação para a região.

A partir da subestação Cascavel energiza-se as demais subestações que atendem a cidade de Cascavel (Olímpico e Pinheiros). As subestações Cascavel e Pinheiros promovem transformações a jusante para níveis de subtransmissão de 34,5 kV e 13,8 kV. A subestação Olímpico promove a transformação a jusante apenas para o nível de subtransmissão de 13,8 kV. Associada à subestação Cascavel, porém com atendimento em nível de 34,5 kV está a subestação Ibema. A partir de 2010 a subestação São Cristóvão dividiu a carga da subestação Cascavel, tornando-se a quarta subestação na cidade.

Em nível de tensão de 138 kV existem as interligações entre subestações de forma a promover operação em anel, medida operativa comumente utilizada quando as subestações da região podem perder uma das suas fontes de energia.

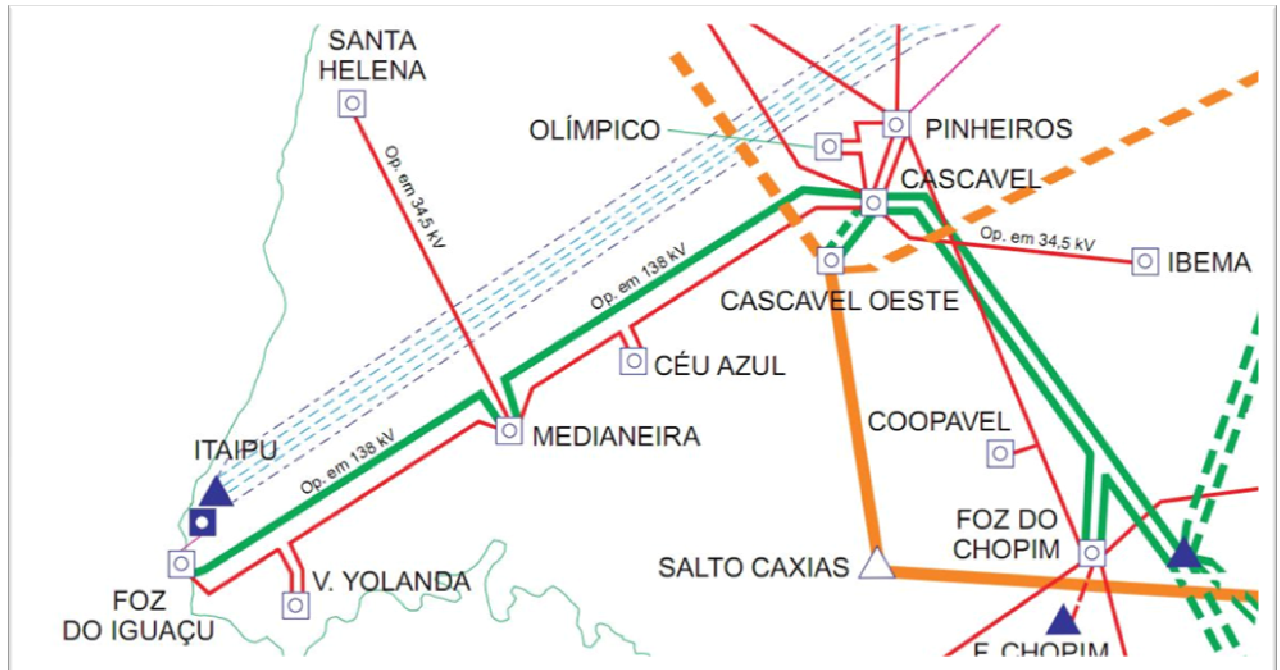


FIGURA 4 – DIAGRAMA UNIFILAR ELÉTRICO DA REGIÃO DE CASCAVEL (COPEL)

A subestação Cascavel possui interligação com as subestações Medianeira e Foz do Iguaçu sendo, no momento, considerada uma das subestações fonte para atender a estes dois centros regionais de carga. Existem investimentos associados a esta região para evitar operação em forma radial e garantir meios alternativos de suprimento de energia elétrica caso a fonte de Cascavel, de alguma maneira, promova cortes de carga.

A configuração de Cascavel representa notadamente a topologia do sistema de subtransmissão na região: grande número de alimentadores em 13,8 kV para atender as classes de consumo em baixa tensão que estão agrupadas no centro urbano e demais linhas de subtransmissão de 34,5 kV de grandes extensões, para atender consumidores localizados em regiões agrícolas, onde as transformações são feitas diretamente de 34,5 kV para baixa tensão. Em outros casos estes alimentadores de 34,5 kV transportam energia elétrica até subestações localizadas em distritos ou em outros municípios, de forma a atender pequenas comunidades.

Esta configuração cria certa fragilidade ao sistema, pois os atendimentos tendem a ser radiais em diversos casos, embora o conceito de atendimento em anel está cada vez mais difundido, de forma a atender todas as localidades em alguma situação de falha. Após a instauração de controles regulatórios como índices de DEC e FEC, as instalações passaram a ser concebidas em anel para suprimir a possibilidade de falha e dificuldade no restabelecimento sistêmico.

Considera-se Cascavel como sendo uma das regiões de alta densidade de carga no Estado do Paraná, pois, além de ser o maior centro urbano da região, concentra elevado número de consumidores nas diversas classes de consumo (residencial, rural, comercial, industrial) na sua topologia, que atende tanto o município de Cascavel como municípios limítrofes.

Além dos grandes centros urbanos no Estado do Paraná, existem outras regiões as quais concentram carga devido à característica de suas topologias (centros regionais). Observa-se que, no caso de Cascavel, a densidade de carga apresenta uma característica concêntrica: o núcleo, região de maior densidade de carga (centro de Cascavel) vai se expandindo e reduzindo as suas demandas de potência ativa, Isso se deve à característica dos municípios limítrofes à cidade de Cascavel, que apresentam características residenciais e rurais, com raras atividades industriais. E, no que diz respeito a atividade industrial, a cidade de Cascavel apresenta elevada atividade, associada a abate de aves e a cooperativas de beneficiamento de grãos, que possuem comportamento sazonal, conforme demandas econômicas e períodos de safra (IPARDES, 2010, p. 5-7, 14-15).

Estas características centralizam o município de Cascavel na microrregião, que é composta por mais 17 municípios. A cidade de Cascavel, com 285.784 habitantes (IPARDES, 2010, p. 10), representa o maior PIB na região, características que tornam Cascavel o centro de distribuição de energia elétrica na região e o principal influenciador no comportamento da carga.

4.1.2 Temperatura da Região de Cascavel

A temperatura reflete diretamente na qualidade do fornecimento de energia elétrica, devido à sua característica sazonal e perdas associadas ao transporte de energia elétrica, bem como suas transformações. Embora seja possível observar uma sazonalidade em uma área observável, é necessário estabelecer um histórico adequado para comprovar variações de temperatura e temperaturas máximas anuais verificadas. Além de obter este vetor de dados com os registros de temperaturas máximas absolutas mensais, é necessário testar este vetor a fim de verificar se este histórico seria o suficiente para melhor descrever as variações de temperatura. A Tabela 3 apresenta o comportamento da temperatura máxima absoluta em Cascavel durante os anos de 2007 a 2009, demonstrando que as variações de temperatura ocorrem no mesmo período do ano.

TABELA 3 – TEMPERATURAS DA REGIÃO DE CASCAVEL [°C]

Mês	2007	2008	2009
Janeiro	31,70	32,10	32,70
Fevereiro	34,30	32,60	34,40
Março	35,70	33,50	34,60
Abril	33,70	32,70	32,80
Maio	31,10	29,00	29,50
Junho	28,00	26,80	25,40
Julho	28,30	28,30	25,20
Agosto	31,10	30,90	29,80
Setembro	34,60	34,40	34,10
Outubro	36,60	34,90	43,30
Novembro	33,00	31,90	36,40
Dezembro	35,30	34,80	32,20

FONTE: SIMPAR

4.1.3 Número de Consumidores da Região de Cascavel

A análise de número de consumidores fornece informações sobre o perfil de utilização final da energia elétrica, parametrizando o desenvolvimento de mais cenários ou um cenário de contraste, dependendo da sensibilidade do analista que estiver construindo o cenário. A utilização desta informação para composição dos cenários deve ser feita com cautela, preferencialmente observando no máximo os três últimos

anos (Tabela 4), período de histórico consistente para que a área observável possa absorver as mudanças econômicas (crescimento ou decréscimo).

TABELA 4 – NÚMERO DE CONSUMIDORES DA REGIÃO DE CASCAVEL

	2007	2008	2009
Residencial	81648	83932	87504
Industrial	1867	2084	2217
Comercial	9271	9535	9914
Rural	3490	3517	3578
Poderes Públicos	567	594	619
Iluminação Pública	229	254	272
Serv. Público	47	46	45
Consumo Próprio	8	8	9
Total	97127	99970	104158

FONTE: COPEL

A Tabela 4 representa todas as classes de consumo estabelecidas pela ANEEL, O Anexo 2 apresenta um levantamento de dados desde 1980.

É possível observar que a cidade de Cascavel possui um crescimento contínuo de consumidores nas mais diversas classes de consumo. Mantém uma consistência no número de consumidores rurais e, sobretudo, demonstra crescimento de consumidores comerciais e industriais.

4.1.4 Demanda da Região de Cascavel

As demandas projetadas máximas anuais totais (Tabela 5), para a cidade de Cascavel, desconsideram o efeito de diversidade de carga. Refletem todas as possibilidades possíveis de ocorrência sistêmica. O critério utilizado para estas projeções baseia-se em regressões lineares considerando grandeza por grandeza.

Se o valor resultante é extremamente alto, pode sinalizar necessidade de expansão do sistema desnecessariamente, através do desembolso de obras. Por outro lado, se o valor for baixo podem ocorrer situações emergenciais devido à falta de confiabilidade

da projeção. O Anexo 3 apresenta as demandas máximas por subestações da cidade de Cascavel.

TABELA 5 – DEMANDA GLOBAL DA REGIÃO DE CASCAVEL [MW]

	2007		2008		2009	
Mês	Projetado	Medido	Projetado	Medido	Projetado	Medido
Janeiro	134,49	109,20	138,24	119,40	146,38	120,00
Fevereiro	148,19	109,50	144,72	90,50	155,08	124,20
Março	158,67	118,60	146,93	117,70	157,39	130,40
Abril	157,58	114,30	151,48	117,90	159,45	122,20
Maio	151,03	107,90	144,54	114,40	156,84	122,90
Junho	153,43	117,30	148,36	116,60	158,02	134,20
Julho	152,86	140,50	144,64	115,90	156,40	133,80
Agosto	157,72	116,40	148,16	112,70	158,92	122,80
Setembro	157,60	118,60	162,53	118,60	159,92	129,80
Outubro	156,68	123,90	175,67	119,80	165,30	140,40
Novembro	153,75	118,70	171,77	115,00	160,96	144,00
Dezembro	150,37	122,00	171,63	118,60	158,18	131,80

FONTE: COPEL

4.1.5 Obras da Região de Cascavel

A prospecção de obras na região de estudo estabelece mudanças topológicas que influenciam a previsão de demanda. Estas mudanças podem não ocorrer somente devido à uma necessidade de atendimento a consumidores mas para promover ganhos sistêmicos como alívio de carga em transformadores, seccionamento de barramentos para garantir confiabilidade em medidas operativas, aberturas de linhas, modificar uma topologia radial em anel, dentre uma série de outros benefícios de natureza puramente sistêmica. Dentre as obras a serem analisadas na elaboração de um cenário para uma área observável, destacam-se

- Linhas de transmissão (recapitação e novos traçados);
- Subestações novas e ampliação de capacidade de transformação de existentes;
- Sistemas de geração distribuída.

Estas obras não afetam apenas a área observável, mas toda a periferia ao redor. Trata-se de obras entre níveis de tensão de 69 kV a 138 kV, que estabeleçam conexão direta ou indireta com a Rede Básica e que estejam relatadas nos estudos do Operador Nacional do Sistema – ONS, através do Plano de Ampliações e Reforços da Rede Básica – PAR. Obras no nível de tensão da subtransmissão (34,5 kV e 13,8 kV) ou de tensão de distribuição (BT) não modificam as cargas totais de uma área observável, embora existam casos em que redistribuições de carga possam afetar significativamente uma subestação de 69/138 kV. Porém esta transferência de carga ocorre sempre dentro de uma área observável.

4.2 MÉTODOS

4.2.1 Premissas Iniciais

Para que os cenários exploratórios possam ser estruturados é necessário desenvolver adequadamente a definição do escopo e objeto do estudo de cenários, contemplando:

- A delimitação de uma área observável adequada;
- A forma de obter os dados das variáveis;
- A quantidade mínima de dados para que um vetor de dados possa ser consistente a ponto de ser utilizado em um modelo de série temporal de forma que as previsões possam representar com a maior fidelidade possível a área proposta para estudo em regime permanente;
- Os fatores desenvolvidos de forma que, associados às previsões de demanda, possam gerar novas magnitudes de demanda em cada cenário para melhor representar um cenário normativo;
- A análise adequada de cenários a fim de eleger o cenário exploratório que se tornará o novo cenário de referência, o mais próximo possível do cenário normativo.

A Figura 5 apresenta as etapas para definir o escopo e o objeto do estudo do cenário com as metodologias propostas, estabelecendo uma complementação à “Etapa 1” da Figura 2. As linhas contínuas representam o fluxo de informações necessárias e as linhas pontilhadas representam as interações das metodologias propostas.

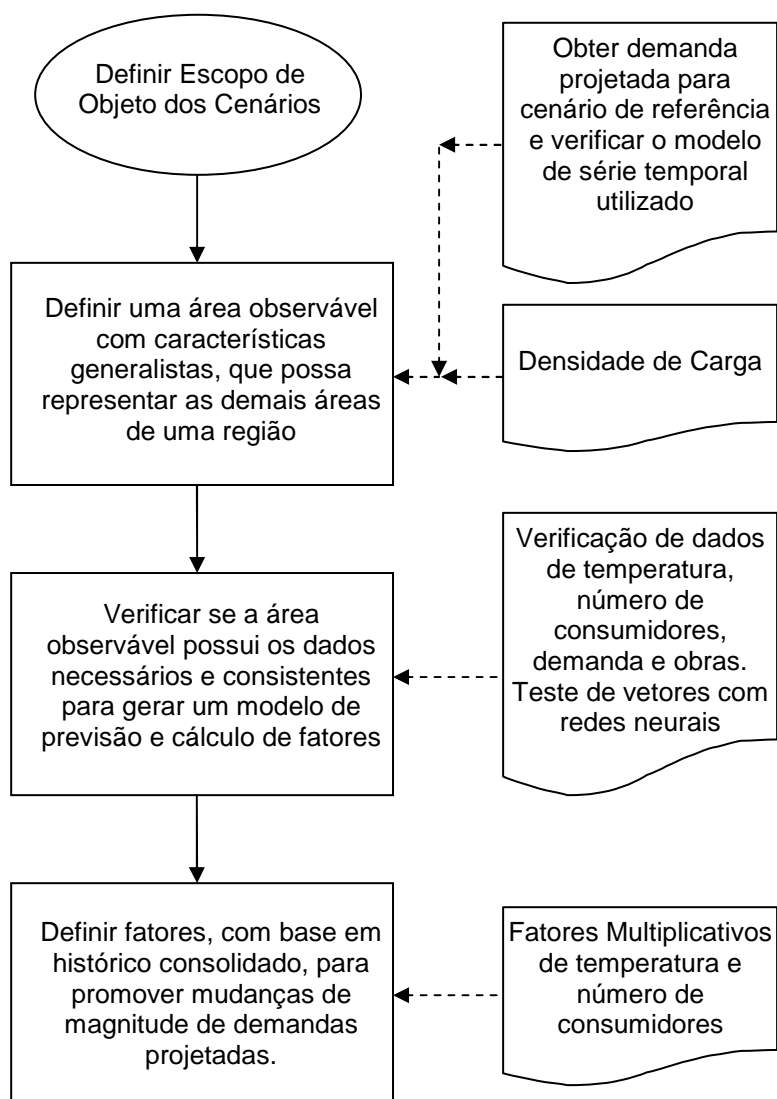


FIGURA 5 – FLUXOGRAMA PARA ESTRUTURAR ESCOPO E OBJETO DE CENÁRIOS EXPLORATÓRIOS

4.2.2 Densidade de Carga

A análise de densidade de carga identifica regiões onde é possível extrair informações por possuir um conjunto de características específicas, geralmente associadas a grandes concentrações populacionais. Estes centros regionais estabelecem parâmetros que possibilitam descrever hábitos de consumo de energia elétrica motivados por fatores sócio-econômicos, técnicos e físicos e são definidos como regiões de alta densidade de carga. Estas informações, caracterizadas nesta

região, podem ser utilizadas nas suas regiões periféricas (de média a baixa densidade de carga), sem a necessidade de estabelecer estudos sucessivos.

A metodologia se baseia em critérios para classificar as subestações levando em consideração os números de alimentadores de 13,8 kV e 34,5 kV. A Figura 6 demonstra um arranjo topológico hipotético de subestações e alimentadores, especificando suas transformações entre níveis de tensão (230 kV / 138 kV / 69 kV / 34,5 kV e 13,8 kV) e a distribuição de energia elétrica com alimentadores de 34,5 kV e 13,8 kV, além do atendimento a grandes consumidores energizados em níveis de tensão de 34,5 kV e 13,8 kV. As subestações de 34,5 kV e 13,8 kV de qualquer sistema elétrico brasileiro podem ser representadas por este arranjo topológico. Desta maneira, ao se comparar topologias, é possível estimar o nível de abrangência de atendimento da subestação e as ramificações que a mesma proporciona dentro do sistema em que está inserida.

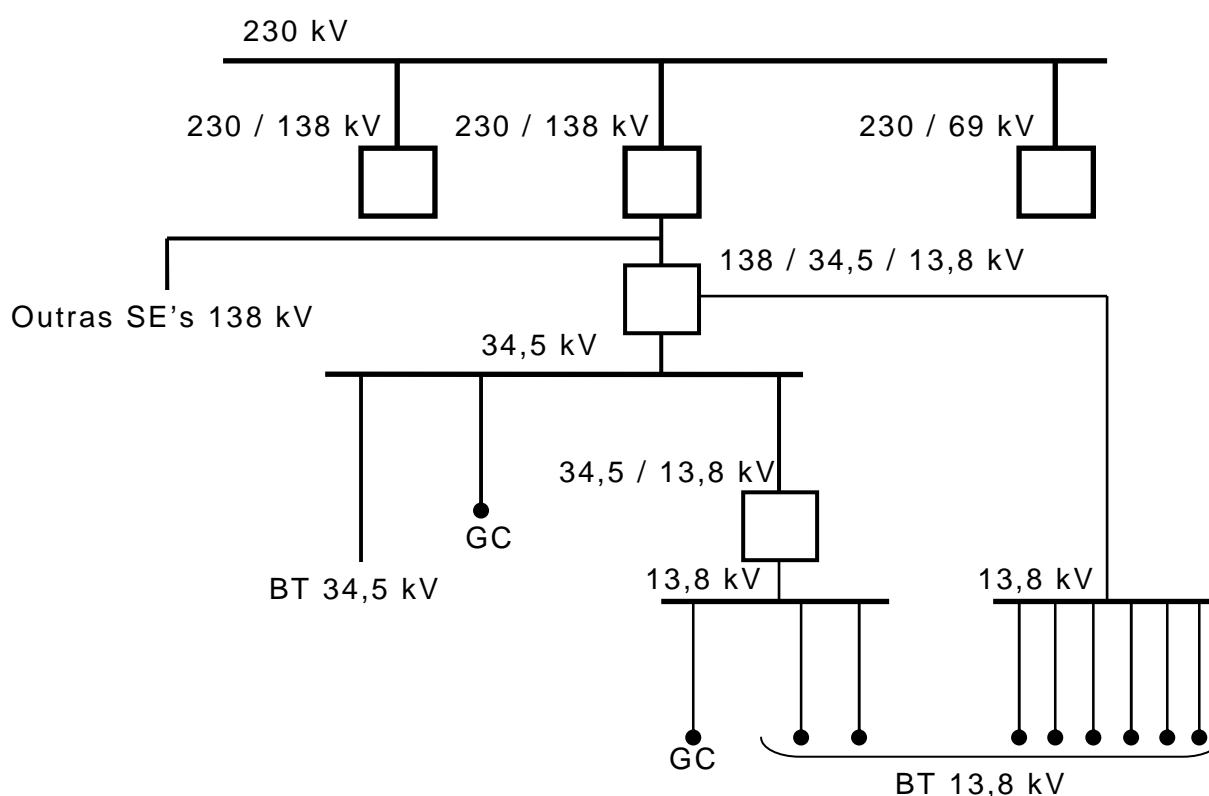


FIGURA 6 – ARRANJO TOPOLÓGICO HIPOTÉTICO DE SUBESTAÇÕES E ALIMENTADORES

Podem-se estabelecer critérios específicos para classificar as subestações dentro do seu nível de atuação, desconsiderando a capacidade dos transformadores e as demandas historicamente projetadas, como por exemplo:

1. Subestações de alta densidade de carga com transformação para 13,8 kV: subestações com transformação direta para 13,8 kV, cargas representativas e localizadas perto de um grande centro urbano. Apresentam elevado número de alimentadores de 13,8 kV.
2. Subestações de alta densidade de carga com transformação para 13,8 kV e 34,5 kV: apresentam elevado número de alimentadores de 13,8 kV e 34,5 kV e considerável número de consumidores especiais de 13,8 kV e 34,5 kV, alimentados por esta subestação. Subestações com carga representativa e localizadas perto de um grande centro urbano ou de uma mesorregião.
3. Subestações de média densidade de carga com transformação para 13,8 kV e 34,5 kV: apresentam moderado número de alimentadores de 13,8 kV e 34,5 kV e moderado número de consumidores especiais de 13,8 kV e 34,5 kV alimentados por esta subestação. Subestações com carga moderadamente representativa, localizadas nas periferias das mesorregiões formadas pelas subestações com alta densidade de carga.
4. Subestações de baixa densidade de carga com transformação para 13,8 kV e 34,5 kV: apresentam baixo número de alimentadores de 13,8 kV e 34,5 kV e baixo número de consumidores especiais de 13,8 kV e 34,5 kV alimentados por esta subestação. Subestações com baixa carga projetada e localizadas ou nas mesorregiões ou nas periferias das mesorregiões das subestações com alta densidade de carga.

4.2.3 Dados de Temperatura, Demanda e Número de Consumidores

A partir do momento em que uma área observável é definida é necessário verificar se os dados associados a ela estão disponíveis, levando em consideração:

- O tamanho do histórico dos dados a ser considerado;
- O intervalo de integralização dos dados de demanda, que melhor representem a área observável dentro de um regime permanente;
- A adequação e a confiabilidade do sistema de medição dos dados de demanda;
- Localização das medições de demanda, diretamente nas barras ou nos alimentadores;
- Identificação do efeito de diversidade de carga nos dados de demanda (medições das demandas das subestações ocorrendo em horários diferentes de forma que a sua resultante seja inferior à soma das demandas);
- A caracterização das demandas medidas em patamares de carga (pesada, intermediária e leve), dias úteis, finais de semana, períodos específicos;
- A influência dos efeitos de geração distribuída na região e como este sistema está conectado (em alimentadores, em barras, etc), assim como a sua sazonalidade;
- A influência de intercâmbio de fluxo de demanda entre subsistemas elétricos (Sul, Sudeste, etc);
- O delineamento dos dados de temperatura a serem coletados, conforme o método de séries temporais considerado;
- A adequação e a confiabilidade do sistema de medição dos dados de temperatura bem como a sua periodicidade;
- A caracterização dos dados de temperatura entre valores diários, mensais, máximos, mínimos, absolutos;
- A localização das estações meteorológicas na área observável e se a sua abrangência contempla mais de uma cidade, podendo gerar dados conflituosos;
- A caracterização dos dados de número de consumidores a serem utilizados entre número total de consumidores, uma única classe de consumo ou a combinação das classes de consumo mais representativas para a área observável definida.

Além disso, é importante verificar se existem obras na área observável que possam mudar as configurações de topologias elétricas, promovendo remanejamentos de carga. Muitos cenários necessitam ser elaborados com e sem a influência destas

novas obras devido à possibilidade de atrasos ou situações de contingência, onde a topologia antiga pode ser restabelecida.

Caso se opte por utilizar o PIB na composição de cenários deve-se levar em consideração uma defasagem em dados de temperatura e demanda medida de, aproximadamente, dois anos, o que pode descaracterizar o histórico recente de demanda, implicando em erros.

4.2.4 Testes de Vetores de Dados

Os dados, já coletados, necessitam estarem adequados, pois representarão o comportamento das variáveis aleatórias em relação à carga, dentro de um regime permanente. Sistemas de medição de grandezas diversas podem sofrer uma série de problemas relacionados à coleta de seus valores e a parametrização de medidores, ocasionando períodos de medição zerados ou com valores que extrapolam os limites físicos das grandezas.

Estas inconsistências necessitam ser tratadas adequadamente a fim de representar, de forma uniforme, as grandezas associadas ao modelo de série temporal a ser utilizada. Da mesma forma identificar se o tamanho de uma amostra de valores acaba sendo consistente para sua representação matemática, já que a construção de cenários prevê a construção de séries temporais levando em consideração o mapeamento das incertezas feito em cada cenário, de forma que cada cenário exploratório possa representar uma magnitude de demanda.

O objetivo deste teste é correlacionar o menor erro possível com o vetor mínimo de dados necessários para utilizar nos modelo matemático de regressão de forma que a projeção de demanda para os cenários possam representar, de forma segura, o sistema em estudo em seu regime permanente. Erros pequenos representam, também, que a série possui um conjunto de dados adequados, sem falhas.

A utilização de redes neurais artificiais, caracterizadas em um sistema de detecção de padrões foi definida como a maneira de se analisar a consistência dos dados para este teste. Este sistema sinaliza a presença de um sinal de aprendizagem e

um sinal de ruído. Segundo Hu e Hwang (2002) ao se assumir que um vetor de dados x pode consistir um sinal de vetor s e um ruído n , conforme a Equação (31)

$$x = s + n \quad (31)$$

Este ruído, estabelecido pelo erro, estabelece uma relação simples: quanto menor o erro associado, melhor é o conjunto de dados. Supondo que um vetor possa treinar adequadamente uma rede neural, com o menor erro associado possível, significa que a quantidade de dados é suficiente para incrementar os cenários de projeção de demanda por apresentar uma estacionariedade adequada.

Uma rede neural possui duas formas de treinamento: supervisionado e não supervisionado. Um treinamento supervisionado implica na apresentação de vários vetores de entrada e saída correspondentes aos valores desejados, até que o erro alcance um nível satisfatório (CHRISTO, 2005). O procedimento usado para representar o processo de aprendizagem, comumente chamado de algoritmo de aprendizagem, tem a função de modificar os pesos das conexões da rede, buscando alcançar um objetivo inicial projetado (COSTA, 2006, p.193).

A rede neural *perceptron* multicamada (MLP), variante da rede neural de camada simples, é um dos arranjos neurais mais utilizados em testes e sistemas. Com extensões de redes neurais de camadas únicas, são redes com mais de uma camada oculta, sendo que as camadas ocultas podem ter funções de ativação sigmóide ou tangente hiperbólica, enquanto os neurônios das camadas de saída podem apresentar funções de ativação sigmoidal ou linear, sendo a primeira utilizada para problemas de classificação e a segunda para problemas de aproximação funcional e de regressão (FERREIRA, 2005).

Sua característica de processamento é de propagação para frente (*feedforward*) ou propagação para trás (*backpropagation*), possuem entradas contínuas e suas camadas são distinguíveis: camadas de entrada, intermediárias e de saída (COSTA, 2006, p. 205). Para se treinar uma rede neural deve-se mensurar adequadamente as taxas de aprendizado, pois a limitação ou o excesso pode comprometer os resultados

esperados. Taxas pequenas de aprendizado promovem a lentidão do aprendizado da rede neural. Da mesma forma uma taxa muito grande promove oscilações nas respostas. A atualização de um peso entre duas unidades depende da derivada da função de ativação da unidade anterior. Por esta razão não se devem escolher pesos iniciais que tornem a função de ativação ou a sua derivada igual a zero. Os sinais de função numa rede multicamadas propagam-se desde os neurônios de entrada até saídas e os sinais de erro se propagam de uma saída para as entradas, camada a camada.

4.2.5. Aprendizado da Rede Neural MLP para Teste de Vetores

Uma das principais características das redes neurais é a sua capacidade de aprendizagem. Segundo Christo (2005) o aprendizado é um processo pelo qual os parâmetros livres de uma rede neural são adaptados através de um mecanismo de apresentação de estímulos fornecidos pelo ambiente no qual a rede está inserida.

Para esta aplicação foram considerados 3 métodos de treinamento (COELHO, 2009):

- Método Otimização Levenberg-Marquardt: Este método consiste em definir uma atribuição inicial de pesos, cálculo da atualização dos pesos e avaliação dos erros, propagando os padrões na rede. É um eficiente algoritmo para sistemas não-lineares e para dados reais ou simulados e é geralmente escolhido como o melhor método para treinamento (NJIA, 2000).
- Método Gradiente Descendente: é uma variante do método Levenberg-Marquardt e possui atualização heurística. Portanto não há garantias de se atingir o valor dos pesos que minimiza o erro quadrático.
- Método Quasi-Newton: é uma alternativa para o método do gradiente descendente para otimização rápida, pois quase sempre converge mais rapidamente, reduzindo custo computacional (SAINI e SONI, 2002). Entretanto possui limitações computacionais devido à complexidade e ao processamento da matriz hessiana. Este método possui duas variantes para justamente reduzir

estas limitações, de forma a modificar e estender este método de forma a ele se tornar mais eficiente para a resolução de problemas de grande porte.

4.2.6 Fatores Multiplicativos de Temperatura e Número de Consumidores

Como a construção de cenários leva em consideração incertezas associadas aos resultados obtidos, é necessário, para a sua construção, a determinação de um fator multiplicativo que represente a maior variação possível em relação ao cenário de referência. Este Fator Multiplicativo tem o objetivo de elevar a curva de carga projetada de forma integral, evitando um comportamento sazonal, justamente por causa da dificuldade em se prever com exatidão em que período do ano, na temporada de verão, esta temperatura máxima ocorrerá, de forma a garantir que o resultado do cenário não afete o planejamento e a operação do sistema.

Os Fatores Multiplicativos estabelecem as diversas magnitudes de demandas projetadas para os cenários exploratórios, que tomam como base o cenário de referência, criando a melhor aproximação possível do cenário normativo. Trata-se de um fator que correlaciona demandas mínimas e máximas de uma área observável e a variação de demanda medida, analisado em um histórico mínimo, definido nos testes de dados para correlacionar a taxa de variação de demanda com aumento de temperatura e com o incremento de número de consumidores. Esta taxa não é fixa, já que depende de fatores específicos para cada área observável (evolução de crescimento, variação de temperatura, clima característico da região).

Para a determinação do Fator Multiplicativo de temperatura foram estabelecidos dois métodos. Um deles, representado na Figura 7, leva em consideração as médias das demandas máximas anuais em relação aos maiores desvios, provocadas pelas maiores temperaturas. Devem-se estabelecer as médias das demandas e temperaturas máximas medidas anuais, para considerar efeito de diversidade de carga. Determina-se a máxima temperatura absoluta registrada na área observável e a demanda medida neste exato momento.

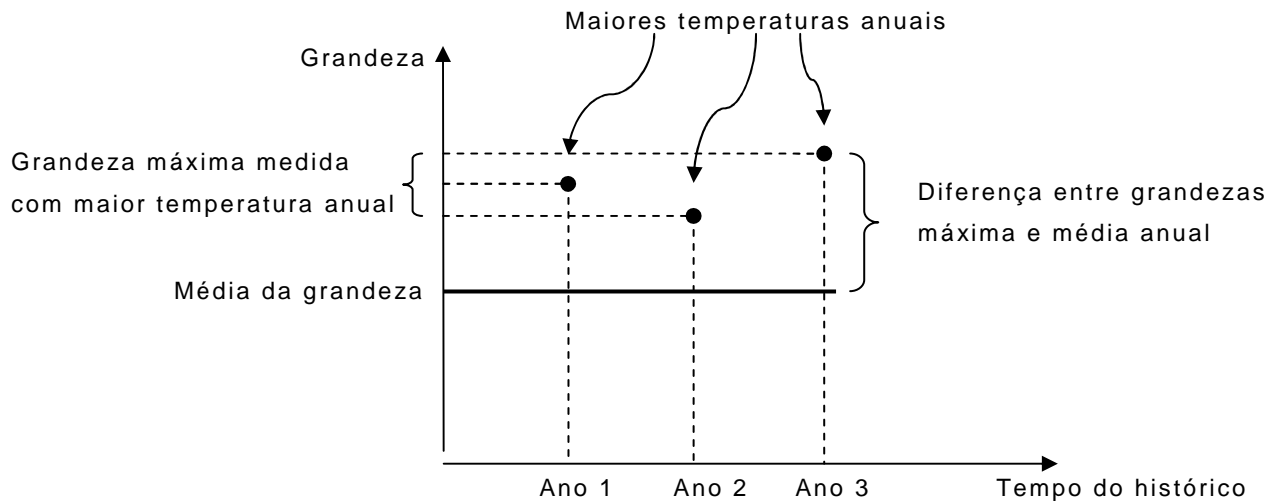


FIGURA 7 – FATOR MULTIPLICATIVO DE TEMPERATURA COM MÉDIAS

Calcula-se a diferença entre valores máximos e médios de demanda e temperatura. Obtem-se as médias das diferenças de demandas e temperaturas e estabelece a razão entre estes valores, obtendo um Fator Multiplicativo de MW/°C que pode ser aplicado na construção de cenários, considerando diversas possibilidades para análise:

- A variação entre o cenário de referência (com temperatura anual estabelecida);
- A variação entre a média histórica anual e o maior valor de temperatura já verificado;
- A variação entre a média histórica anual e o intervalo de temperaturas máximas definido pelo teste de vetor de temperatura.

Outra forma de obter um Fator Multiplicativo de Temperatura, conforme a Figura 8, é estabelecer uma análise entre as demandas medidas no dia em que houve a maior temperatura registrada e compará-la com a previsão de demanda máxima diversificada anual da área observável, a uma temperatura de referência, que pode ser uma média anual ou arbitrada como uma temperatura base para todas as projeções anuais. Estas projeções estão relacionadas à demanda diversificada no sistema elétrico, pois representam a demanda para a área observável no instante em que ocorre a demanda máxima da concessionária, que pode ser no inverno ou verão.

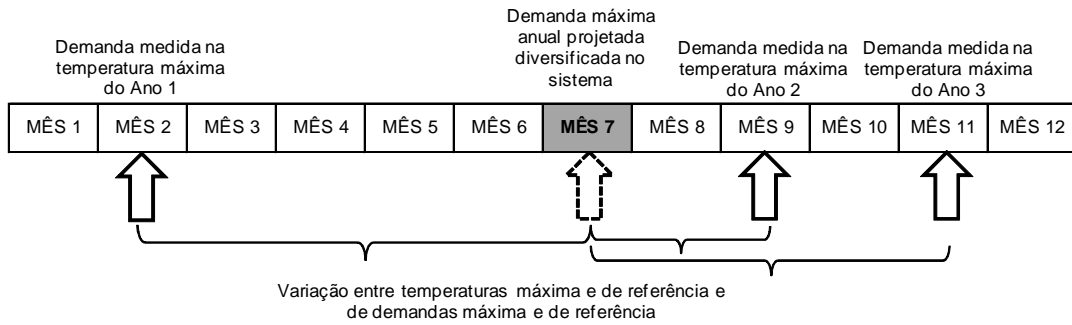


FIGURA 8 – FATOR MULTIPLICATIVO DE TEMPERATURA COM DEMANDAS MÁXIMAS

Define-se a demanda projetada da área observável equivalente ao histórico de demandas medidas no momento das máximas temperaturas anuais. A variação de demanda se dá por causa da diversidade entre valores estabelecidos no cenário de referência (geralmente associados ao mês em que se tem a maior probabilidade de ocorrer a máxima demanda anual da área de concessão da concessionária. Estabelece-se uma variação entre demanda medida e projetada, assim como uma variação entre temperaturas. A razão entre a variação de demanda e de temperatura estabelece uma taxa anual de variação. Obtendo-se uma média aritmética das taxas anuais, define-se um Fator Multiplicativo de $MW/^{\circ}C$.

O número de consumidores (NC) pode ser definido como um fator multiplicativo a partir da análise de demanda máxima medida em relação ao número total de consumidores de uma área observável ou de uma classe de consumo específica. A definição de qual classe de consumo sempre dependerá da área observável e o fator a ser definido (MW/NC) é convertido em demanda levando em consideração a variação de aumento de número de consumidores em relação ao último ano do histórico.

4.2.7 Metodologia de Previsão de Demanda para os Cenários

O modelo de série temporal a ser utilizado deve ser o mesmo que foi utilizado para a previsão de demanda do cenário de referência, a fim de não descaracterizar a comparação de resultados utilizando um método mais ou menos depurado. Este modelo deve ter suas variáveis exógenas associadas a temperatura de forma a

associar a previsão de demanda a um histórico desta variável. O resultado do modelo de série temporal (\hat{y}_i) pode ser obtido utilizando valores de temperatura máxima mensal ou média mensal, desde que tanto a média como a máxima representem as temperaturas mês a mês, para que se possa construir uma base anual de previsão. O resultado do modelo de série temporal poderá construir, desta maneira, um ano à frente de previsão. Para a construção de mais anos à frente deve-se obter uma taxa histórica de crescimento de demanda, mês a mês, para construir uma série de previsões mensais adequada.

A diferença em se usar temperaturas médias ou máximas mensais dependerá do resultado esperado. O uso de temperaturas máximas está associada a uma previsão mais limítrofe, considerando o pior caso do histórico. Já o uso de uma média de temperaturas estabelece previsões mais otimistas, com margem de erro menor. Entretanto deve-se utilizar uma média das temperaturas máximas mensais do histórico para evitar utilizar valores de temperatura muito baixos.

Para correlacionar as demandas estimadas com os Fatores Multiplicativos de Temperatura e Número de Consumidores, foi desenvolvida a Equação 32

$$\hat{y}_i' = \hat{y}_i + (FM_{NC} \times NC) + [FM_T \times (t_{m\acute{a}x} - t_{men})] \quad (32)$$

onde:

- \hat{y}_i' : demanda mensal corrigida a partir da demanda mensal estimada;
- \hat{y}_i : demanda mensal estimada;
- **FM_{NC}**: Fator Multiplicativo de número de consumidores;
- **NC**: Projeção de número de consumidores global;
- **FM_T**: Fator Multiplicativo de temperatura;
- **t_{máx}**: Temperatura máxima definida para composição de cenários;
- **t_{men}**: Temperatura mensal definida para composição de cenários, podendo ser a média das temperaturas mensais ou a temperatura máxima mensal do histórico;

Esta fórmula determina a demanda mensal corrigida com base nos parâmetros desenvolvidos para todos os cenários exploratórios. Pode associar os Fatores

Multiplicativos de temperatura e número de consumidores ou apenas um deles. Além disso, pode associar diversos patamares de temperaturas máximas a ser consideradas.

A análise dos cenários de previsão de demanda pode ser feita mensurando os erros das previsões dos cenários em relação aos valores realizados e projetados. Existem várias formas de se fazer esta análise, como erro absoluto médio e quadrático médio. Optou-se por utilizar o erro percentual absoluto médio (MAPE – *Mean Absolute Percentual Error*), conforme a Equação 33

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i} \times 100 \quad (33)$$

Calculado através da diferença entre os valores estimados e reais, equivale às previsões um passo à frente. Dessa forma, obtém-se um valor percentual que pode ser interpretado de forma independente da faixa de valores da série. No entanto a métrica MAPE possui uma deficiência prática: se existirem valores zero em uma série temporal, ocorrerá uma imprópria divisão por zero. Em linhas gerais, quanto menor o MAPE, melhor o resultado estabelecido pelas previsões (CURSO DE TREINAMENTO EM PREVISÃO ESTATÍSTICA PARA O SETOR ELÉTRICO, 2010).

A comparação entre os MAPE de todos os cenários com o cenário de referência estabelece uma base para analisar e eleger o cenário (ou cenários) que melhor representam os ajustes estabelecidos para promover os ganhos necessários. É possível que a determinação de mais de um cenário em um estudo seja a resposta mais desejável quando for necessário criar uma sucessão de ajustes e, sobretudo, explorar as diversas variáveis exógenas a curto, médio ou longo prazo. Ressalta-se que, quanto menor o MAPE, melhor o resultado estabelecido pelas previsões.

4.3 CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO

Neste capítulo foram apresentados os dados obtidos para os testes e as metodologias necessárias para desenvolver o escopo e objeto de cenários para previsão de demanda. Foi descrita de que forma se devem caracterizar os dados para

realizar as previsões e o desenvolvimento de um teste com redes neurais para analisar a qualidade destes dados. Foi desenvolvida uma metodologia para extrair fatores multiplicativos dos dados caracterizados e de como correlacionar estes fatores com as demandas estimadas em cada cenário. Foi destacado um método para comparar o resultado dos cenários exploratórios.

Destacam-se o desenvolvimento de metodologia de densidade de carga para definir uma área observável através da análise de sua topologia elétrica, a caracterização dos dados de temperatura, demanda e número de consumidores da área observável definida pelo método de densidade de carga, de forma que eles possam representar esta área observável dentro de um regime permanente. Foi apresentada uma metodologia de teste destes vetores de dados, para garantir que o modelo de série temporal, que utilizará este histórico, possa ter um histórico homogêneo.

Foi descrito um método de obter fatores multiplicativos de temperatura e número de consumidores da área observável, para que possam ser correlacionados com a demanda estimada, através de uma nova equação, para estabelecer valores distintos de demanda estimada para cada cenário. Foi desenvolvido um método de comparação entre cenários de forma a eleger os melhores cenários exploratórios, os que se aproximam mais do cenário normativo. Estas metodologias desenvolvidas serão testadas e validadas no próximo capítulo.

5 IMPLEMENTAÇÕES E RESULTADOS

5.1 CARACTERIZAÇÃO DE VARIÁVEIS PARA CONSTRUÇÃO DO CENÁRIO

5.1.1 Densidade de Carga na Região Oeste para Definir a Área Observável

Foi realizado o levantamento das topologias elétricas de todas as subestações da Região Oeste do Paraná, classificando-as nos diversos critérios de densidade de carga, conforme descrito no item 4.2.2. No Apêndice 1 estão destacadas as análises das subestações mais representativas da região. Do resultado da análise, conforme apresentado na Tabela 6, define-se que as subestações da cidade de Cascavel possuem maior densidade de carga da região e são, coincidentemente, as subestações com a maior demanda projetada. Foi realizado um levantamento de todas as subestações de uma determinada região do Estado do Paraná, a Região Oeste, escolhida devido à forte influência de variação de temperatura. Foram analisados os alimentadores de 13,8 kV e de 34,5 kV de cada subestação, bem como as subestações 34,5 / 13,8 kV e os alimentadores a jusante destas subestações. Também foi feito o levantamento de todos os grandes consumidores industriais e comerciais associados às subestações, com demanda de potência ativa contratada acima de 500 kW.

TABELA 6 – ANÁLISE DAS SUBESTAÇÕES DA REGIONAL OESTE DO PARANÁ

Subestação	NC	Alim 13	Alim 34	SE 34-13	Alim 13 SE 34	GC	Critério Densidade de Carga
Total Cascavel	104158	23	10	2	5	19	Alta Densidade de Carga
Total Toledo-MCR	405102	12	13	7	19	19	Média Densidade de Carga
Total Foz do Iguaçu	88813	19	6	4	10	14	Alta Densidade de Carga
Total Pato Branco	159562	7	4	4	8	4	Média Densidade de Carga
Total Francisco Beltrão-Realeza	160396	8	16	11	27	7	Média Densidade de Carga
Total Medianeira-Céu Azul	141784	7	9	4	11	13	Média Densidade de Carga

onde:

- **NC:** Número total de consumidores;
- **Alim 13:** Alimentadores de 13,8 kV;
- **Alim 34:** Alimentadores de 34,5 kV;
- **SE 34-13:** Subestações com transformação 34,5 kV / 13,8 kV;
- **Alim 13 SE 34:** Alimentadores de 13,8 kV provenientes de subestações com transformação 34,5 kV / 13,8 kV;
- **GC:** Grandes consumidores

Embora o número de consumidores de Cascavel seja inferior ao agrupamento proposto entre as cidades de Toledo e Marechal Cândido Rondon, o número de alimentadores de 13,8 kV deste agrupamento é 52% menor que o de Cascavel. O grande número de alimentadores deste nível de tensão na cidade de Cascavel representa a concentração de carga para atender consumidores de baixa tensão. Já o agrupamento Toledo - Marechal Cândido Rondon, devido a um número maior de subestações 34,5 / 13,8 kV representa o atendimento a consumidores mais espalhados na região. Além disso, as três subestações de Cascavel representam a carga de uma única cidade.

Isso significa, também, que nesta região existe uma representatividade de grandes consumidores associados à perspectiva de crescimento populacional, porém não sinaliza grandes aglomerações resultando em conurbações (unificação da malha urbana de duas ou mais cidades, em consequência de seu crescimento geográfico). Cascavel é definida, portanto, esta cidade como a área observável para a aplicação do teste de metodologia de cenários.

Em determinadas topologias, o número excessivo de subestações de 34,5 / 13,8 kV reflete a dificuldade de fornecer energia elétrica a longas distâncias, geralmente em regiões com predominância de atividade agrícola. Estes resultados são obtidos através da sensibilidade dos analistas de mercado de energia elétrica, que correlacionam as topologias com o número total de consumidores de cada área observável.

5.1.2 Dados para a Área Observável

Foram obtidos 164 valores de temperatura máxima absoluta mensal (Anexo 1) coletados da estação meteorológica de Cascavel, compreendendo o período de junho de 1997 a janeiro de 2011, através do site do SIMEPAR. Estes valores de temperatura são os mesmos utilizados pela Concessionária de Energia Elétrica do Paraná para desenvolvimento de estudos técnicos diversos. Da análise de dados observa-se que a região sofre diversas influências de temperatura com variações de 25 ° C durante o inverno a 40 ° C em uma temporada de verão, que compreende os meses de setembro

de um ano até o final de março do ano seguinte. As temperaturas dos anos de 2007 a 2009 estão descritas na Tabela 3.

O número de consumidores foi obtido diretamente da Concessionária de Energia Elétrica do Paraná, desde 1981 (Anexo 2), para todas as classes de consumo. Entretanto, serão utilizadas na análise as classes de consumo residencial, rural, industrial e comercial, devido às características da região. Estes dados são extraídos do sistema de faturamento das Concessionárias, sendo os valores oficiais para divulgação e análises junto aos Órgãos Governamentais. O número de consumidores dos anos de 2007 a 2009 está descrito na Tabela 4.

A demanda medida para a cidade de Cascavel foi obtida diretamente com a Concessionária de Energia Elétrica do Paraná. Os dados são os oficiais, modelados pela Câmara de Comercialização de Energia Elétrica – CCEE, integralizadas hora a hora, para um histórico de três anos. Esta medição é feita nos alimentadores para, então, compor a demanda das barras das subestações e representam a diversificação da carga na região. Os dados não estão separados por patamares de carga já que o sistema de previsão de demanda considera demandas máximas mensais, independente dos patamares associados. A geração distribuída já está abatida nos valores medidos. Embora a região seja alimentada por uma fonte de 525 kV a influência de intercâmbio na região foi descartada. A Tabela 5 representa o resumo das demandas máximas medidas e projetadas mensais para a cidade de Cascavel.

5.1.3 Teste de Consistência e Quantidade Mínima de Dados

A implementação do teste utilizando redes neurais *perceptron* multicamadas utilizou o algoritmo de treinamento Levenberg-Marquardt, pois é, geralmente, escolhido como o melhor método para treinamento (NJIA, 2000). Foram testadas duas funções de ativação nas camadas ocultas (sigmóide e tangente hiperbólica). Foi arbitrado um número máximo de iterações no total de 10, a fim de verificar a rápida convergência da simulação. Foram testados diversos números de neurônios nas camadas ocultas a fim de obter o melhor resultado para o treinamento e a estimação da saída. Um dos arquivos foi modificado com valores de demanda substituídos por zeros e dois números de demanda medida com valor extrapolado. Este vetor modificado foi implementado

com o mesmo número de iterações e de número de neurônios na camada oculta do melhor resultado, para testar a detecção de falhas em dados.

Os vetores utilizados representam medições de demanda, integralizadas em uma hora, da cidade de Cascavel:

- 720 dados de demanda, equivalente a 1 mês de demanda medida;
- 4320 dados de demanda, equivalente a 6 meses de demanda medida;
- 8640 dados de demanda, equivalente a 1 ano de demanda medida;
- 25.920 dados de demanda, equivalente a 3 anos de demanda medida;

A Tabela 7 apresenta os resultados obtidos dos erros, testando função de ativação sigmóide e tangente hiperbólica. Para este teste foram considerados 3 neurônios na camada oculta.

TABELA 7 – ERROS MÉDIO QUADRÁTICOS COM FUNÇÕES DE ATIVAÇÃO DIFERENTES

Vetor	Erro médio quadrático	
	Tangente Hiperbólica	Sigmóide
1 mês	3,64E+08	4,12E+08
6 meses	3,56E+08	3,63E+08
1 ano	2,40E+08	2,80E+08
3 anos	1,19E+08	1,52E+08

A diferença entre os erros médios quadráticos estabelece que o melhor resultado obtido para estes conjuntos de dados foram obtidos com a função de ativação tangente hiperbólica nas camadas ocultas. A partir deste resultado inicial, foram testados os vetores de dados com diferentes números de neurônios na camada oculta, conforme Tabela 8, utilizando apenas a função de ativação tangente hiperbólica.

TABELA 8 – ERROS MÉDIO QUADRÁTICOS PARA VETOR DE DADOS DE DEMANDA

Número de neurônios na camada oculta	1 mês		6 meses		1 ano		3 anos	
	MSE	Iterações	MSE	Iterações	MSE	Iterações	MSE	Iterações
3 neurônios	3,64E+08	5	3,56E+08	10	2,40E+08	4	1,19E+08	4
5 neurônios	1,04E+08	4	3,71E+08	10	1,40E+08	5	1,48E+08	5
7 neurônios	1,40E+08	4	1,12E+08	6	9,48E+07	4	1,18E+08	10
10 neurônios	3,33E+08	6	2,19E+08	5	3,46E+08	4	2,53E+08	5

Da análise dos resultados observa-se que vetores de, no mínimo um ano de dados são excelentes para estabelecer um nível de previsão adequado. Os melhores

resultados são obtidos de, no mínimo, três anos. Importante observar que a demanda da cidade de Cascavel considera efeitos de diversidade de carga, pois a demanda máxima de cada uma das subestações pode não ocorrer no mesmo horário. Esta é uma informação importante para a elaboração de cenários, pois cada subestação dentro de uma área observável atende um determinado perfil de cargas (somente residenciais ou somente comerciais e industriais).

O uso de dados horários permite considerar esta diversificação, reforçando a necessidade de o vetor de dados de demanda representar o maior histórico possível, dentro de um intervalo de integralização adequado. Embora existam diferenças entre integralização horária e integralização a cada 15 minutos, o uso de demanda integralizada em uma hora apresenta resultados satisfatórios e não apresenta um gasto computacional para processamento.

Dependendo da área observável podem-se compor as demandas para teste e utilização no modelo de regressão sem a diversificação da carga, o que pode representar a situação mais crítica possível para o sistema. Entretanto a este uso está associada uma margem maior de erro, desconsiderando a tipologia de carga. Existem casos, também, em que a geração distribuída de uma área observável pode ser destacada. O tratamento dos dados para construir o vetor de demanda dependerá muito dos resultados a serem obtidos pelos cenários exploratórios. Eles devem ser definidos detalhadamente no cenário normativo.

Para avaliar a eficácia da implementação neuronal com relação à qualidade de dados (valores que deveriam ser expurgados e ausência de medições – valores zerados), foi criado um vetor de 720 dados de demanda modificado, com sequência de zeros aleatórios e valores que extrapolam a capacidade física das subestações de Cascavel, comparando com os resultados obtidos com um vetor sem interferências, conforme a Tabela 9.

TABELA 9 – ERROS MÉDIO QUADRÁTICOS PARA VETOR COM E SEM FALHAS

Número de neurônios na camada oculta	1 mês sem falhas		1 mês com falhas	
	MSE	Iterações	MSE	Iterações
3 neurônios	3,64E+08	5	2,94E+13	10
5 neurônios	1,04E+08	4	2,94E+13	7
7 neurônios	1,40E+08	4	2,94E+13	7
10 neurônios	3,33E+08	6	2,94E+13	9

A Figura 9, resultado da implementação, informa que o erro se torna maior, assim como o número de iterações, já que não é possível estabelecer o treinamento adequado. Comparando os gráficos para a simulação com 5 neurônios demonstra que falhas no vetor de dados descaracterizam a saída do sistema.

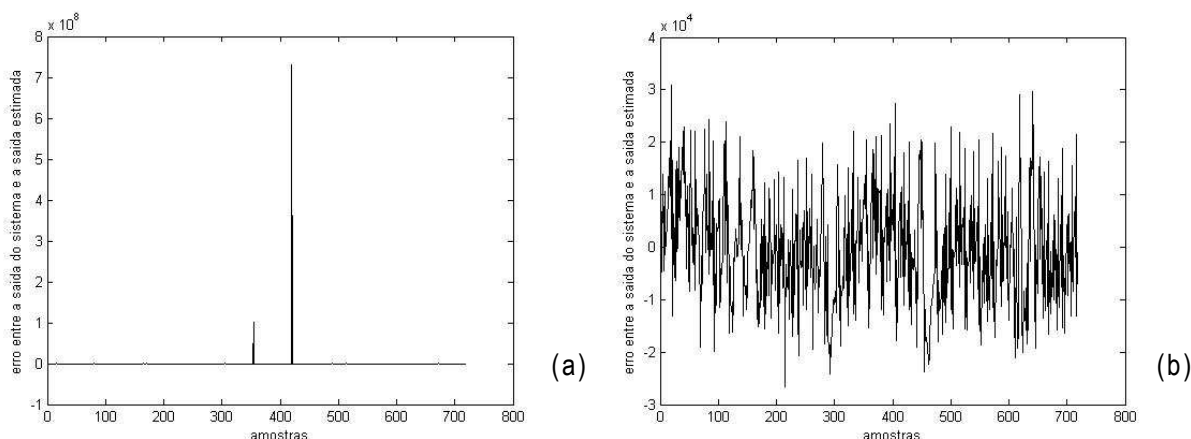


FIGURA 9 – ERRO MÉDIO QUADRÁTICO DE VETOR (a) COM E (b) SEM FALHAS

Para analisar os dados de temperatura foi utilizada a função de ativação tangente hiperbólica, considerando os resultados já obtidos para os dados de demanda. O teste foi realizado para um vetor de dados de temperatura de um ano, três anos, cinco anos e treze anos. A Tabela 10 demonstra a comparação entre os erros médios quadráticos para diversos neurônios inseridos na camada oculta.

TABELA 10 – ERROS MÉDIO QUADRÁTICOS PARA VETOR DE DADOS DE TEMPERATURA

Número de neurônios na camada oculta	1 ano		3 anos		5 anos		13 anos	
	MSE	Iterações	MSE	Iterações	MSE	Iterações	MSE	Iterações
3 neurônios	6,43E-01	7	1,39E+01	6	6,65E+00	10	4,79E+00	10
5 neurônios	4,88E-01	10	1,07E+01	10	7,84E+00	10	5,27E+00	10
7 neurônios	2,10E-03	10	9,80E+00	10	9,09E+00	10	4,62E+00	10
10 neurônios	6,43E-01	6	1,39E+01	4	8,74E+00	10	4,50E+00	10

Da análise dos resultados observa-se que vetores de dados de temperatura máxima mensal, em torno de 10 anos são excelentes para caracterizarem esta variável

aleatória, de forma a identificar uma faixa de variação máxima e mínima de temperatura. Estas faixas auxiliam a estabelecer os objetivos do cenário normativo. Entretanto dados de temperatura devem estar aderentes aos dados de demanda e os vetores de ambas as variáveis devem possuir o mesmo tamanho para que se possa fazer a correlação adequada.

A Figura 10 apresenta o resultado da análise das temperaturas máximas para a cidade de Cascavel, utilizada como exemplo para este teste. Foi definido, de forma arbitrária, que valores de temperatura acima de $32,0^{\circ}\text{C}$ representariam valores elevados de temperatura na região, que registra mínimas em torno de $25,0^{\circ}\text{C}$. Foram obtidos os valores de temperatura acima desta faixa de 1997 até 2009, totalizando 72 valores. Os mesmos foram submetidos a uma análise de mínimos quadrados. O resultado obtido, de forma aproximada, estabelece uma faixa de variação de $33,5^{\circ}\text{C}$ a $35,0^{\circ}\text{C}$ de possibilidade de a região vir a medir sua temperatura máxima futura. Estes valores são determinados sem uma precisão maior justamente para que esta faixa possa ser definida para cada região de estudo.

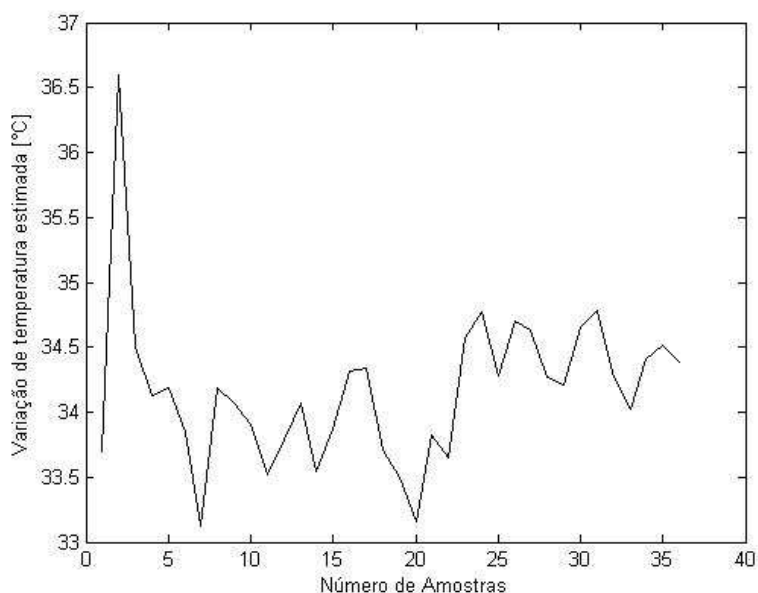


FIGURA 10 – TESTE DE TEMPERATURA PARA A REGIÃO DE CASCAVEL

Dependendo da área observável onde a metodologia for aplicada, talvez seja mais conveniente determinar apenas o valor máximo. Entretanto a determinação de faixas acaba sendo mais interessante para uso de cenários e planejamentos pois

define uma faixa de maior probabilidade. Se fosse utilizado apenas uma média aritmética deste vetor, seria considerada uma temperatura nos estudos de 31,6° C, cerca de 1,9° C a menos do que o limite mínimo, com temperatura máxima de 43,3°C. Se fossem considerados apenas os valores de temperatura do último ano, a sua média seria de 31,4°C, com temperatura máxima de 34,8° C .

5.1.4 Fatores Multiplicativos de Temperatura e Número de Consumidores

A análise utilizada neste cálculo levou em consideração as médias de demandas máximas medidas e temperaturas máximas nos últimos 3 anos, em relação a uma temperatura média, estabelecida pelo cenário de referência (25 °C).

Para esta análise foi desconsiderada a demanda de 140,50 MW, medida em julho de 2007 por ser proveniente de razão sistêmica. Da mesma forma a temperatura de 43,3 ° C em outubro de 2009, por representar um valor bem acima da média histórica, como pode ser observado na Figura 10. Entretanto este valor máximo foi considerado como uma possibilidade para análise de cenário exploratório. Foi definido um Fator Multiplicativo de 2,30 MW/°C, conforme demonstrado na Tabela 11.

TABELA 11 – DETERMINAÇÃO DE FATOR MULTIPLICATIVO DE TEMPERATURA COM MÉDIAS DE DEMAND NAS MÁXIMAS

	2007	2008	2009
Média das Demandas Máximas Medidas [MW]	118,08	115,23	129,71
Demanda Máxima Anual Medida [MW]	123,90	119,80	144,00
Diferença entre Demanda Máxima e Média [MW]	5,83	4,58	14,29
Média da Diferença entre Demandas [MW]	8,23		
Média da Temperaturas Máximas Medidas [°C]	32,78	31,83	32,53
Temperatura Máxima Anual Medida [°C]	36,60	34,90	36,40
Diferença entre Temperatura Máxima e Média [°C]	3,82	3,08	3,87
Média da Diferença entre Demandas [°C]	3,59		
Razão entre Médias [MW/°C]	2,30		

Outra forma de se obter um Fator Multiplicativo também foi testada, utilizando a previsão de demanda máxima diversificada anual da área observável em relação à

demanda máxima anual da Concessionária da qual a área observável faz parte, considerando a temperatura de referência para esta máxima. Para este teste a previsão de demanda máxima da Concessionária ocorre em julho (entre os anos de 2007 a 2009), a uma temperatura de 25 °C. Foi definido um Fator Multiplicativo de 2,07 MW/°C, conforme demonstrado na Tabela 12.

TABELA 12 – DETERMINAÇÃO DE FATOR MULTIPLICATIVO DE TEMPERATURA COM DEMANDA MÁXIMA

	2007	2008	2009
Data da Temperatura Máxima Anual Medida [°C]	5/10	11/9	3/11
Temperatura Máxima Anual Medida [°C]	36,60	34,90	36,40
Temperatura Cenário de Referência [°C]	25,00		
Diferença entre Temp. Máxima e Referência [°C]	11,60	9,90	11,40
Demanda Medida na Data de Máxima Temp. [MW]	123,90	118,60	144,00
Demanda Máxima Anual Projetada [MW]	152,86	144,64	156,40
Diferença entre Demanda Máxima e Referência [MW]	28,96	26,04	12,40
Razão entre Diferenças [MW/°C]	2,50	2,63	1,09
Média entre Razões [MW/°C]	2,07		

Esta segunda maneira de se definir um Fator Multiplicativo para temperatura leva em consideração a previsão anual da Concessionária o que pode, em muitos casos, não ser aderente à necessidade do cálculo.

Conforme demonstrado na Figura 11, é possível que, dependendo do histórico a ser utilizado, as distâncias estabelecidas entre os cenários de referência e as demandas máximas medidas sejam curtas, podendo elevar este fator, já que a diferença entre demandas seria pequena. Da mesma forma a temperatura para o cenário de referência poderia ser elevada já que um cenário de referência para uma região de clima subtropical continental, como na região onde o teste foi desenvolvido, tem resultados diferentes de um cenário de referência baseado em clima tropical úmido.

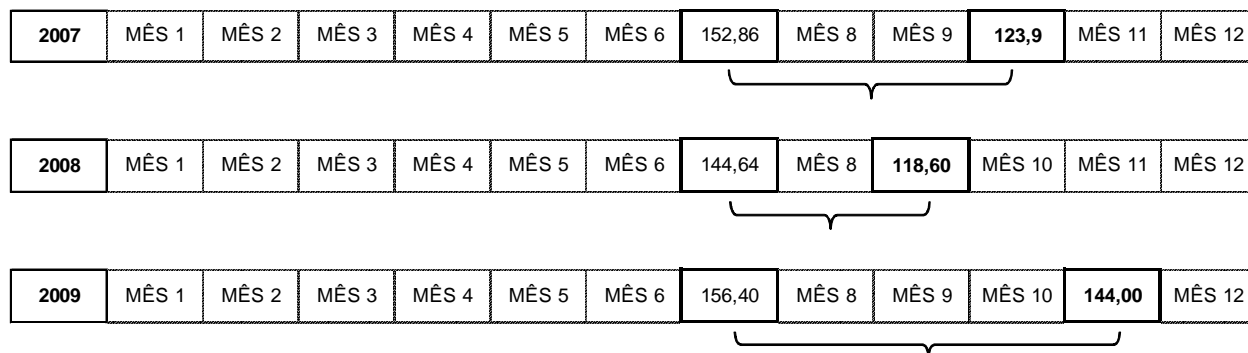


FIGURA 11 – RELAÇÃO ENTRE DEMANDA DE REFERÊNCIA E MÁXIMA PARA A REGIÃO DE CASCAVEL

Para este teste ambos os fatores poderão estar relacionados às possibilidades para análise:

- A variação entre o cenário de referência (com temperatura estabelecida, para este caso, em 25°C);
- A variação entre a média histórica anual e o maior valor de temperatura já verificado;
- A variação entre a média histórica anual e o intervalo de 33,5 °C a 35,0 °C.

Para este teste foi correlacionado o número total de consumidores e a demanda máxima medida. A partir da média das razões entre estas duas grandezas foi estabelecida um Fator Multiplicativo de 0,00129 MW/NC, conforme demonstrado na Tabela 13.

TABELA 13 – DETERMINAÇÃO DE FATOR MULTIPLICATIVO DE NÚMERO DE CONSUMIDORES

	2007	2008	2009
Número de Consumidores	97127	99970	104158
Demanda Máxima Medida [MW]	123,90	119,80	144,00
Razão Demanda/Nr. Consumidores [MW/NC]	0,00128	0,00120	0,00138
Razão Média Demanda/Nr. Consumidores [MW/NC]	0,00129		

Analisando o crescimento de número de consumidores se observa que em 2009 houve um aumento de 4,19% (4188 consumidores). Se esta perspectiva de crescimento for mantida para o ano seguinte o incremento de demanda a ser

considerada no cenário seria de 5,40 MW, no mínimo. Esta perspectiva de aumento não considera o perfil dos futuros consumidores, mas sinaliza um crescimento médio de consumidores dos mais diversos perfis.

5.2 CENÁRIOS PARA A ÁREA OBSERVÁVEL

Para o teste foi estabelecido como escopo e o objeto a elaboração de cenários para previsão de demanda de potência ativa para a área observável da cidade de Cascavel. O cenário de referência é baseado em projeções realizadas por regressão linear, grandeza por grandeza, com a projeção de demanda baseada em histórico de medições obtidas por sistema de medição. Os históricos de demanda, temperatura e número de consumidores utilizado para o modelo de regressão serão de três anos (2007 a 2009), modelados conforme descrito no item 5.1.2 e testados conforme o item 5.1.3. Os dados testados foram consistentes e podem ser utilizados nos modelos de regressão.

O cenário normativo deve contemplar as previsões para o ano de 2010 considerando efeitos de temperatura e de aumento de número de consumidores. Estima-se que, em 2010, a nova subestação São Cristóvão esteja em funcionamento, promovendo a redistribuição de demanda entre subestações, porém sem alterar a demanda total da área observável. O resultado necessita levar em consideração a possibilidade de a área observável atingir o limite máximo de temperatura já verificado em 2009 (43,3 °C) e considerar, no mínimo, a variação de temperatura máxima de 33,5 °C a 35,0 °C.

Deve-se estimar um aumento de número de consumidores similar ao crescimento ocorrido entre 2008 e 2009, levando em consideração o fato de que o consumo de energia elétrica pode ser modificado com as vendas de aparelhos de ar condicionado.

As incertezas e hipóteses foram desenvolvidas para definir os cenários exploratórios (Tabela 14). Os modelos de regressão a serem utilizados são a regressão linear simples e múltipla para não descaracterizar as projeções já desenvolvidas para o cenário de referência.

TABELA 14 – INCERTEZAS E HIPÓTESES DEFINIDAS PARA O TESTE

Incertezas	Hipóteses		
	Regressão Linear Simples	Regressão Linear Múltipla	-
Variação de Temperatura Máxima	25,0 °C	Entre 33,5 °C e 35,0 °C	43,3 °C
Dados para Análise de Temperatura	Temperatura Máxima	Temperatura Média	-
Fator Multiplicativo de Temperatura	2,30 MW/°C	2,07 MW/°C	Sem Fator Multiplicativo
Fator Multiplicativo de NC	0,00129 MW/NC	Sem Fator Multiplicativo	-
Aumento Número de Consumidores	Sem aumento	4200 consumidores	-
Nova Subestação	Confirmada para 2010	Postergada para 2011	Sem informação

Será utilizada a variação de temperatura dentro do limite de 33,5°C e 35,0°C e temperatura máxima observada na região de Cascavel (43,3 °C). Pode-se, também, considerar a temperatura do cenário de referência (25,0 °C) e, neste caso, desconsiderar o efeito da temperatura e estabelecer previsão grandeza por grandeza. Para os modelos de regressão serão utilizadas as temperaturas máxima e média, mês a mês, de 2007 a 2009.

Os três fatores multiplicativos serão utilizados, desenvolvendo cenários diferentes para cada fator multiplicativo de temperatura, correlacionado como o de número de consumidores. Poderá ser estabelecido um aumento global de 4200 consumidores para o ano de 2010 (o aumento entre 2008-2009 foi de 4188 consumidores) ou manter o mesmo nível de consumidores do histórico. Será considerada a subestação São Cristóvão, porém sem alterar a topologia e promover redistribuição de carga além da área observável.

5.2.1 Geração de Cenários

Os cenários C1, C2 e C3 foram desenvolvidos com base na combinação de incertezas com hipóteses para a construção destes cenários. A Figura 12 descreve o Mapa de Hipóteses para os cenários C1, C2 e C3. As incertezas foram inseridas assim como três hipóteses para cada incerteza. A correlação entre as incertezas e as hipóteses definiu os cenários conforme a Etapa “3” do fluxograma da Figura 2.

Cada cenário teve suas hipóteses mapeadas conforme um tipo de linha (cenário C1 com linha fina, cenário C2 com linha grossa e cenário C3 com linha pontilhada).

Para exemplificar, o cenário C1 ficou definido com o uso de regressão linear simples, variação de temperatura máxima entre 33,5 °C e 35,0 °C, dados de análise de temperatura considerando temperatura média, fator multiplicativo de temperatura de 2,07 MW/°C, fator multiplicativo de número de consumidores de 0,00129 MW/NC, aumento de 4200 consumidores e nova subestação confirmada para o ano de 2010.

Os cenários foram estabelecidos a partir de regressão linear simples cuja equação de estimação utilizada está representada na Equação 34

$$\hat{y}_i = 109,99 + 0,3398x_i \quad (34)$$

onde:

- \hat{y}_i : demanda mensal estimada;
- x_i : temperatura máxima mensal;

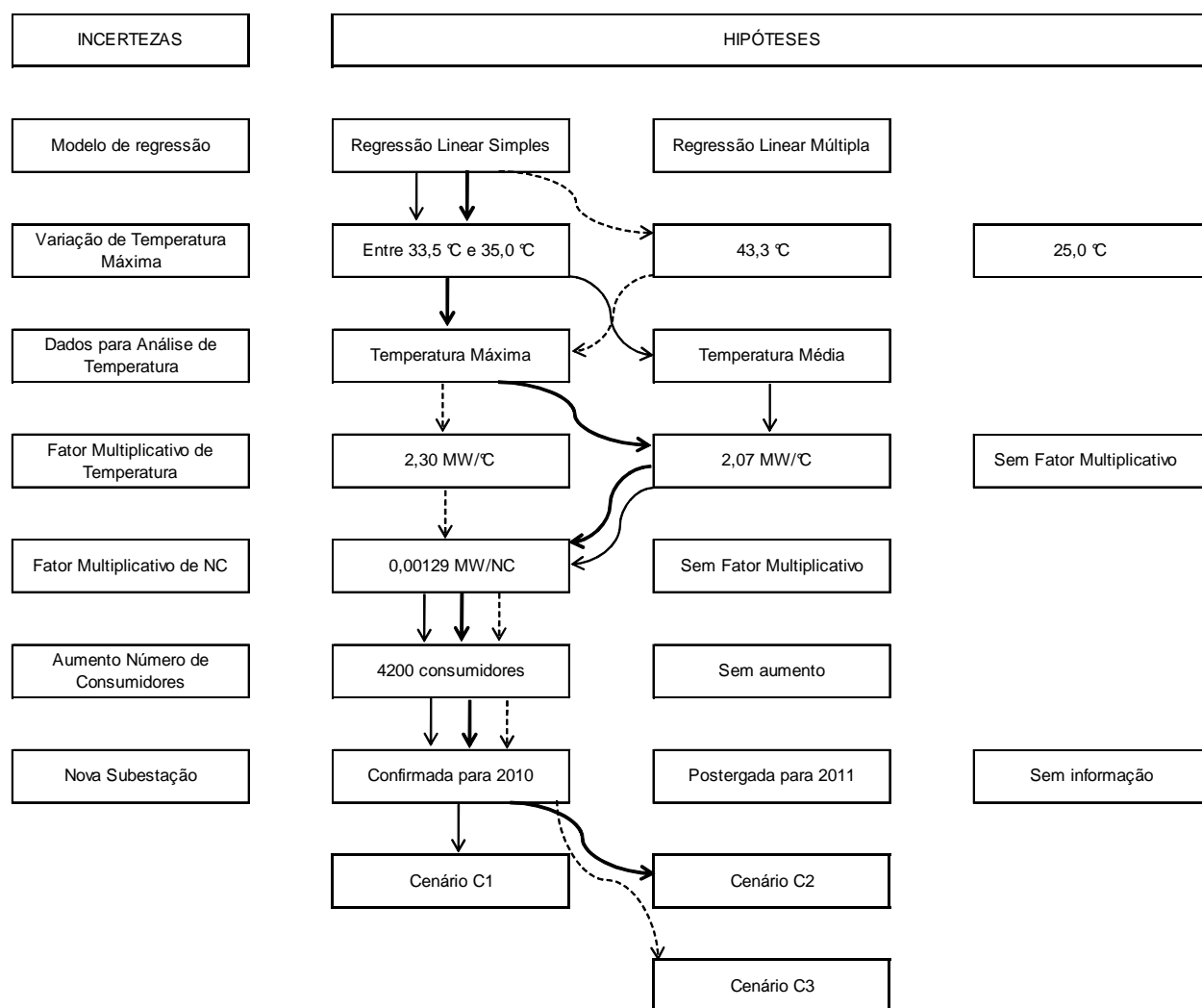


FIGURA 12 – MAPA DE HIPÓTESES DOS CENÁRIOS C1, C2 E C3

Verifica-se uma diferença entre as curvas de demanda estimada para os cenários e as demandas corrigidas. Isso ocorre devido à aplicação dos fatores multiplicativos de demanda que constroem as curvas mês a mês, levando em consideração a variação de temperatura mensal dos históricos (seja com a utilização de demandas mensais médias ou máximas), fornecendo subsídios para a operação do sistema da área observável e a região associada a ela. As curvas passam a ser corrigidas conforme a sazonalidade da temperatura mensal do histórico, estabelecendo um ajuste adequado, sinalizando períodos em que as demandas podem ter crescimento excessivo ao longo do ano.

No Cenário C1, cujo resultado está demonstrado na Figura 13, a temperatura máxima de 35,0 °C (da faixa entre 33,5 °C e 35,0 °C) foi considerada para definir o cálculo dos fatores multiplicativos. Foram utilizadas temperaturas médias mensais (as temperaturas médias de cada mês do histórico serviram como base para a construção da demanda em 2010 referentes ao mesmo mês). O Fator Multiplicativo de temperatura utilizado foi de 2,07 MW/°C e o de número de consumidores utilizado foi de 0,00129 MW/NC e foram considerados 4200 consumidores aleatórios. A subestação São Cristóvão foi definida como entrando em operação em 2010.

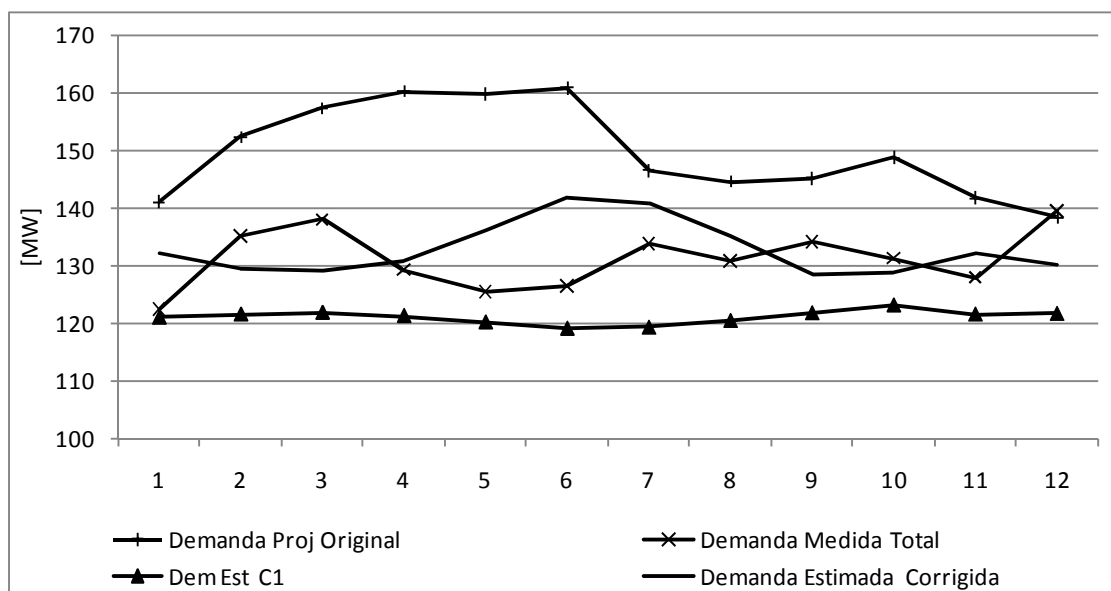


FIGURA 13 – DEMANDA ESTIMADA PARA CENÁRIOS C1

No Cenário C2, cujo resultado está demonstrado na Figura 14, a temperatura máxima de 35,0 °C (da faixa entre 33,5 °C e 35,0 °C) foi considerada para definir o

cálculo dos fatores multiplicativos. Foram utilizadas temperaturas máximas mensais (as temperaturas máximas de cada mês do histórico serviram como base para a construção da demanda em 2010 referentes ao mesmo mês). O Fator Multiplicativo de temperatura utilizado foi de 2,07 MW/°C e o de número de consumidores utilizado foi de 0,00129 MW/NC e foram considerados 4200 consumidores aleatórios. A subestação São Cristóvão foi definida como entrando em operação em 2010.

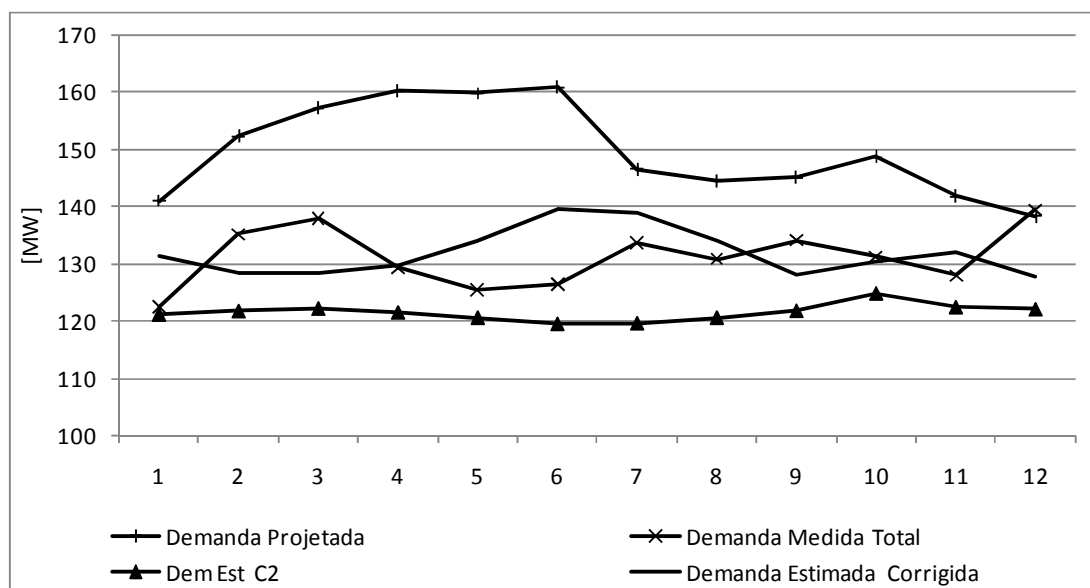


FIGURA 14 – DEMANDA ESTIMADA PARA CENÁRIOS C2

No Cenário C3, cujo resultado está demonstrado na Figura 15, a temperatura máxima de 43,3 °C foi considerada para definir o cálculo dos fatores multiplicativos. Foram utilizadas temperaturas máximas mensais (as temperaturas máximas de cada mês do histórico serviram como base para a construção da demanda em 2010 referentes ao mesmo mês). O Fator Multiplicativo de temperatura utilizado foi de 2,30 MW/°C e o de número de consumidores utilizado foi de 0,00129 MW/NC e foram considerados 4200 consumidores aleatórios. A subestação São Cristóvão foi definida como entrando em operação em 2010.

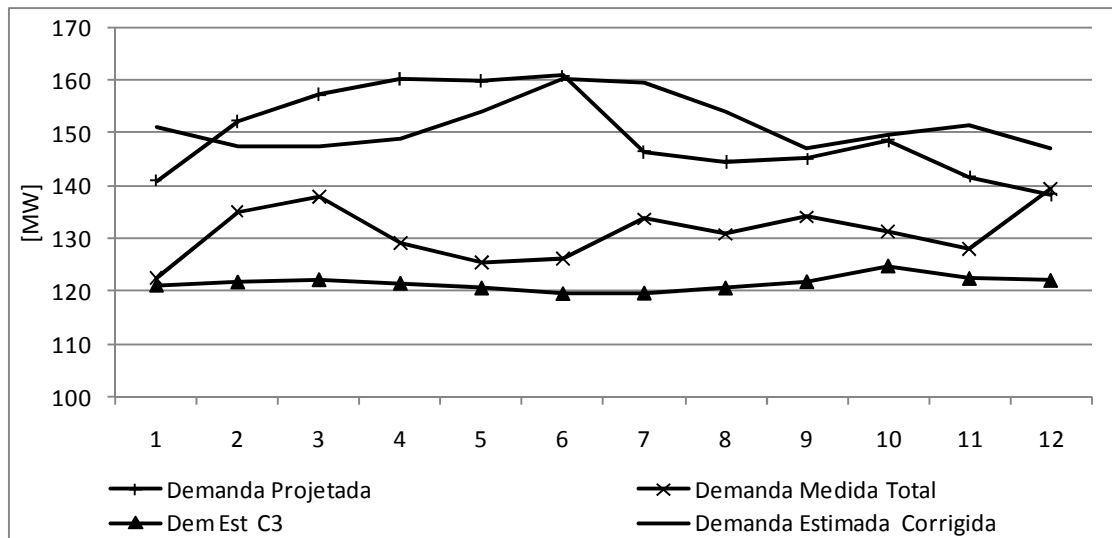


FIGURA 15 – DEMANDA ESTIMADA PARA CENÁRIOS C3

Os cenários C4, C5 e C6 foram desenvolvidos com base na combinação de incertezas com hipóteses para a construção destes cenários. A Figura 16 descreve o Mapa de Hipóteses para os cenários C4, C5 e C6. As incertezas foram inseridas assim como três hipóteses para cada incerteza. A correlação entre as incertezas e as hipóteses definiu os cenários conforme a Etapa “3” do fluxograma da Figura 2.

Cada cenário teve suas hipóteses mapeadas conforme um tipo de linha (cenário C4 com linha fina, cenário C5 com linha grossa e cenário C6 com linha pontilhada). Para exemplificar, o cenário C4 ficou definido com o uso de regressão linear múltipla, variação de temperatura máxima entre 33,5 °C e 35,0 °C, dados de análise de temperatura considerando temperatura média, fator multiplicativo de temperatura de 2,07 MW/°C, fator multiplicativo de número de consumidores de 0,00129 MW/NC, aumento de 4200 consumidores e nova subestação confirmada para o ano de 2010.

Os cenários foram estabelecidos a partir de regressão linear múltipla cuja equação de estimação utilizada foi a seguinte:

$$\hat{y}_i = 107,92 + 1,2096x_i - 1,2655x_{ii} \quad (35)$$

onde:

- \hat{y}_i : demanda mensal estimada;
- x_i : temperatura máxima mensal;
- x_{ii} : temperatura mínima mensal;

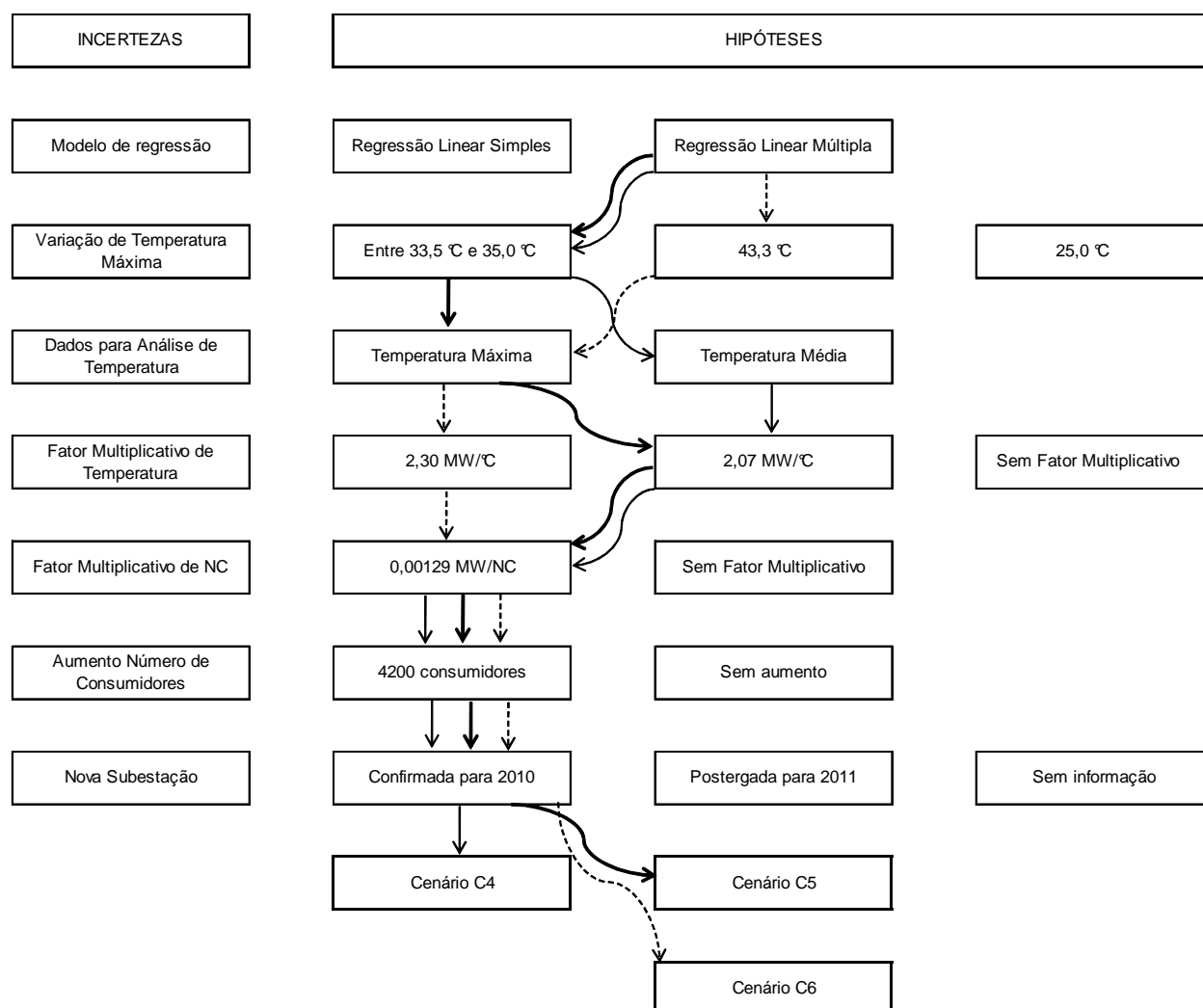


FIGURA 16 – MAPA DE HIPÓTESES DOS CENÁRIOS C4, C5 E C6

No Cenário C4, cujo resultado está demonstrado na Figura 17, a temperatura máxima de 35,0 °C (da faixa entre 33,5 °C e 35,0 °C) foi considerada para definir o cálculo dos fatores multiplicativos. Foram utilizadas temperaturas médias mensais (as temperaturas médias de cada mês do histórico serviram como base para a construção da demanda em 2010 referentes ao mesmo mês). O Fator Multiplicativo de temperatura utilizado foi de 2,07 MW/°C e o de número de consumidores utilizado foi de 0,00129 MW/NC e foram considerados 4200 consumidores aleatórios. A subestação São Cristóvão foi definida como entrando em operação em 2010.

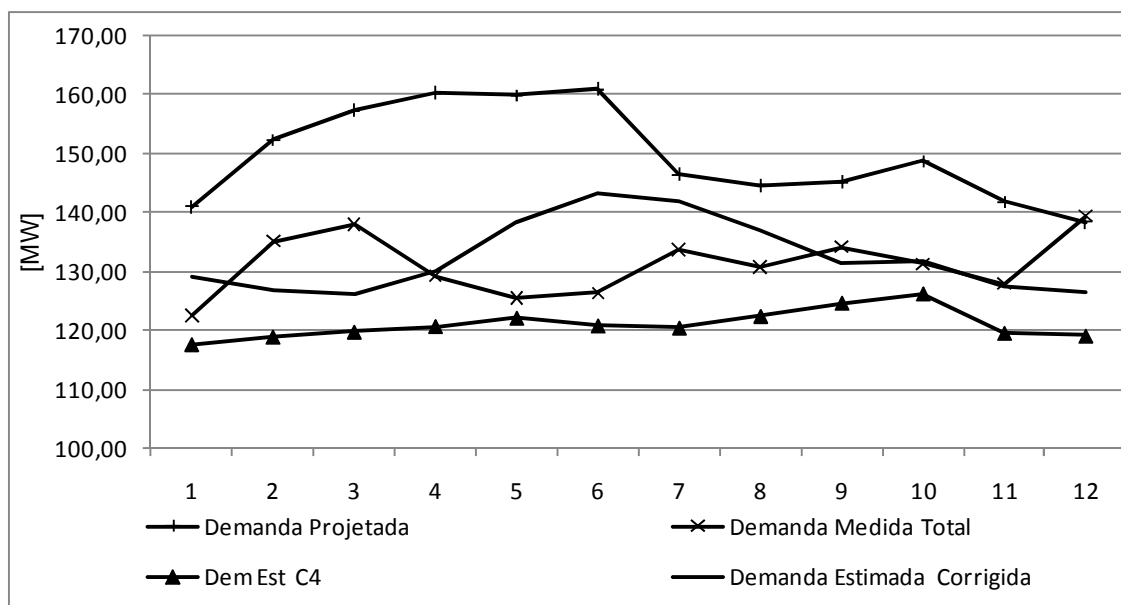


FIGURA 17 – DEMANDA ESTIMADA PARA CENÁRIOS C4

No Cenário C5, cujo resultado está demonstrado na Figura 18, a temperatura máxima de 35,0 °C (da faixa entre 33,5 °C e 35,0 °C) foi considerada para definir o cálculo dos fatores multiplicativos. Foram utilizadas temperaturas máximas mensais (as temperaturas máximas de cada mês do histórico serviram como base para a construção da demanda em 2010 referentes ao mesmo mês). O Fator Multiplicativo de temperatura utilizado foi de 2,07 MW/°C e o de número de consumidores utilizado foi de 0,00129 MW/NC e foram considerados 4200 consumidores aleatórios. A subestação São Cristóvão foi definida como entrando em operação em 2010.

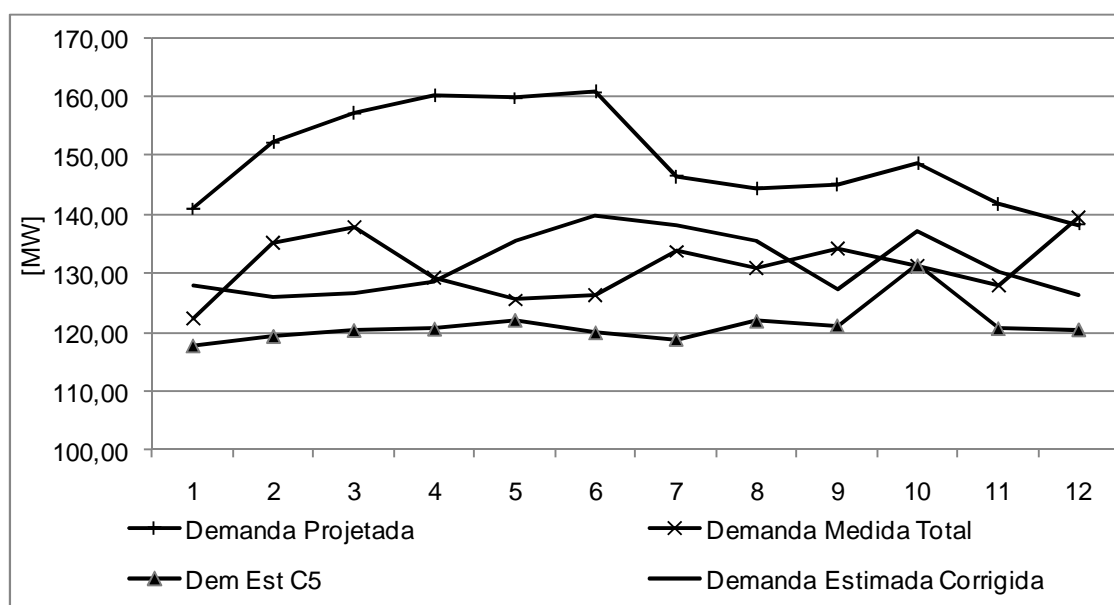


FIGURA 18 – DEMANDA ESTIMADA PARA CENÁRIOS C5

No Cenário C6, cujo resultado está demonstrado na Figura 19, a temperatura máxima de 43,3 °C foi considerada para definir o cálculo dos fatores multiplicativos. Foram utilizadas temperaturas máximas mensais (as temperaturas máximas de cada mês do histórico serviram como base para a construção da demanda em 2010 referentes ao mesmo mês). O Fator Multiplicativo de temperatura utilizado foi de 2,30 MW/°C e o de número de consumidores utilizado foi de 0,00129 MW/NC e foram considerados 4200 consumidores aleatórios. A subestação São Cristóvão foi definida como entrando em operação em 2010.

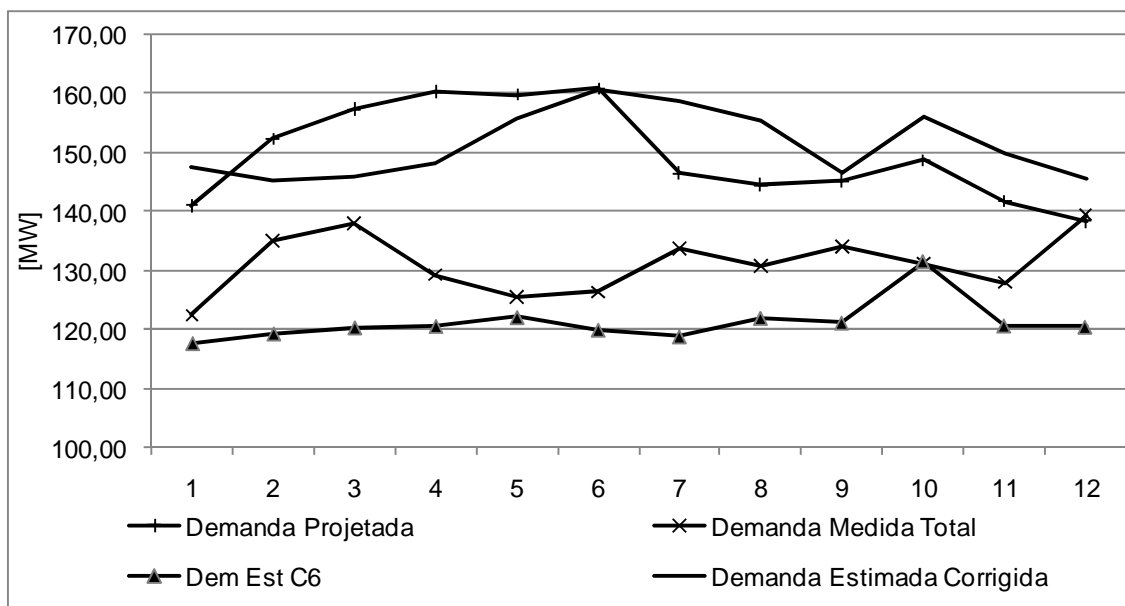


FIGURA 19 – DEMANDA ESTIMADA PARA CENÁRIOS C6

5.3 COMPARAÇÃO ENTRE CENÁRIOS

Comparando os cálculos dos erros percentuais absolutos médios (MAPE) para os seis cenários, conforme a Tabela 15, verifica-se que mais de um cenário pode ser utilizado para subsidiar o planejamento para a área observável de Cascavel. Os cenários C1, C2 e C5 apresentaram os menores erros percentuais absolutos médios. Entretanto o cenário C5, cujas projeções foram desenvolvidas com regressão linear múltipla, levando em consideração as variações de temperatura máxima e mínima, com a definição de temperatura máxima de 35,0 °C, considerando apenas temperaturas máximas mensais do histórico e incremento de número total de consumidores se sobressai em relação aos cenários C1 e C2, sendo, portanto, o melhor cenário.

TABELA 15 – COMPARAÇÃO ENTRE VALORES DE MAPE

MAPE Demanda Projetado Cenário Referência	0,1118
MAPE Demanda Estimada Cenário C1	0,0416
MAPE Demanda Estimada Cenário C2	0,0380
MAPE Demanda Estimada Cenário C3	0,1219
MAPE Demanda Estimada Cenário C4	0,0428
MAPE Demanda Estimada Cenário C5	0,0418
MAPE Demanda Estimada Cenário C6	0,1202

Os cenários C3 e C6 apresentaram valores de MAPE acima do cenário de referência, o que sinaliza excesso de parâmetros na sua construção. São os cenários mais críticos, considerando temperatura máxima de 43,3 °C. Isso significa que utilizar valores de temperatura que extrapolam o histórico pode não ser adequado para a construção de cenários. Os erros calculados para estes cenários estão próximos ao erro do cenário de referência para o ano de 2010, que já estabelecia uma previsão extrapolada de demanda, baseada apenas na demanda medida por este aumento excessivo de temperatura.

Comparando o cenário C5 com o cenário normativo verifica-se que o cenário C5 contemplou o aumento de número de consumidores assim como a entrada em operação da nova subestação São Cristóvão. Este cenário não foi eficiente para considerar a máxima temperatura já verificada em 2009 (43,3 °C), porém considerou a temperatura máxima em 35,0 °C.

Foram projetadas as demandas máximas mensais dos cenários, conforme a Tabela 16, de forma que pudesse ser estabelecido um comparativo entre a demanda projetada do cenário de referência e a demanda máxima medida. As projeções ficaram aderentes às demandas do cenário de referência e se observa que entre a demanda projetada do cenário de referência e a medida houve uma grande variação. Isso se dá justamente pelo resultado excessivo de demanda medida no ano de 2009 (Tabela 5).

TABELA 16– DEMANDAS MEDIDAS E PROJETADAS PARA 2010

Mês	Referência	Medida	C1	C2	C3	C4	C5	C6
Janeiro	140,95	122,4	132,21	131,29	150,91	128,94	127,84	147,45
Fevereiro	152,23	135,1	129,44	128,35	147,58	126,88	125,94	145,17
Março	157,21	137,9	129,14	128,38	147,56	125,98	126,55	145,73
Abril	160,15	129,2	130,66	129,56	148,95	130,11	128,65	148,04
Maio	159,75	125,5	136,19	134,06	154,05	138,12	135,53	155,51
Junho	160,80	126,3	141,61	139,42	160,12	143,31	139,81	160,51
Julho	146,42	133,7	140,69	138,90	159,53	141,85	138,06	158,69
Agosto	144,49	130,8	134,92	134,06	154,05	136,89	135,37	155,36
Setembro	145,07	134,1	128,41	128,00	147,19	131,31	127,35	146,53
Outubro	148,62	131,2	128,63	130,34	149,45	131,77	137,03	156,14
Novembro	141,71	127,9	132,17	131,93	151,48	127,53	130,16	149,71
Dezembro	138,29	139,4	130,11	127,83	146,96	126,35	126,25	145,39

Por isso é importante, ao definir o cenário que subsidiará o planejamento, estabelecer uma metodologia de acompanhamento contínuo das variáveis explicativas utilizadas no cenário para verificar se as mesmas sofreram modificações para, então, parametrizar adequadamente os dados e reconstruir o cenário escolhido, transformando este cenário exploratório em um novo cenário de referência.

5.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS DO CAPÍTULO

Neste capítulo foram realizadas as implementações das metodologias propostas, definido as subestações da cidade de Cascavel, dentre todas as subestações da Região Oeste do Paraná. Foram realizados testes para os dados de temperatura e demanda, estabelecendo um histórico adequado mínimo de três anos para usar no modelo de série temporal. Foram calculados dois Fatores Multiplicativo de temperatura, cada um com uma metodologia diferente e o fator Multiplicativo de número de consumidores.

Foram definidos os cenários exploratórios para a área observável de Cascavel, com base no cenário normativo e no cenário de referência (demandas projetadas e medidas das subestações que compõem esta área observável). Novas demandas estimadas foram calculadas, cada uma de acordo com os parâmetros de um cenário e comparadas entre si e com o cenário de referência.

6 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

6.1 CONCLUSÕES

A construção de cenários é uma ferramenta essencial para a realização de projeções de demanda mais aderentes e consistentes por abranger uma série de parâmetros e não apenas uma previsão puramente matemática, baseada em histórico de demandas medidas. Cenários ajudam a criar um futuro, visitando o passado e delineando o futuro, associando incertezas para proporcionar diversos caminhos plausíveis.

A metodologia desenvolvida alcançou o objetivo deste trabalho que era estudar uma metodologia para converter suposições em indicadores matemáticos, estabelecendo requisito para propor projeções de demanda dentro de um direcionamento estratégico adequado. Por esta razão conclui-se que este trabalho apresentou, com êxito, a construção de cenários adequados para estabelecer um intervalo de predição para observação futura, onde é possível estabelecer uma faixa de probabilidade de ocorrência de demanda cujos resultados, conforme análise dos erros percentuais absolutos médios (MAPE) demonstrou que as demandas corrigidas pelos fatores multiplicativos tiveram resultados melhores que as técnicas de previsão usualmente empregadas nas concessionárias de energia elétrica. Este cenário alternativo, o cenário exploratório que mais se aproxima do cenário normativo, cria uma diversidade no planejamento da operação e expansão do sistema elétrico devido à sua composição mês a mês, levando em consideração variações pontuais de temperatura e de número de consumidores, tratados adequadamente para representar os influenciadores da carga.

A metodologia de análise de densidades de carga estabeleceu uma análise topológica do sistema de distribuição, através da classificação de subestações, criando possibilidades para analisar de que forma a energia elétrica é distribuída em uma área observável. Também cria informações para equipes de planejamento verificar a abrangência topológica de grandes subestações (138 kV e 69 kV), auxiliando no desenvolvimento de estudos sistêmicos para propor interligações, redistribuições de carga e como estratégia de expansão.

A determinação de fatores multiplicativos associados à variação de temperatura e número de consumidores cria uma base matemática para as diversas possibilidades de projeções embasadas em eventos específicos para a área observável, assim como para as regiões ao redor desta área, com características similares. Ressalta-se a robustez do segundo método de previsão do Fator Multiplicativo de temperatura, associando demandas máximas anuais em relação à demanda global projetada pela subestação, valor este que se torna a principal referência para todas as projeções de demanda por considerar o período em que a maior solicitação de carga é sinalizada pelas concessionárias, dentro de um cenário de referência específico.

O desenvolvimento de uma equação específica para correlacionar os fatores multiplicativos às demandas estimadas confere uma abrangência do resultado deste trabalho, podendo os seus conceitos ser aplicados em qualquer área observável onde seja preciso desenvolver um estudo de cenários. A utilização desta equação agrega uma série de fatores representativos para compor a demanda, após tratar adequadamente cada variante que influencia seu crescimento, possibilitando compor diversas possibilidades de estudo dentro de um mesmo cenário, abrindo uma margem de análise mais precisa conforme o enfoque necessário e não apenas um único valor matemático onde supõe, sem a efetiva comprovação, que estes fatores estão inseridos. Esta equação pode estar associada a métodos de previsão diversos (redes neurais, lógica *fuzzy*, algoritmos genéticos, diversos modelos de séries temporais) estabelecendo um enfoque qualitativo às previsões.

Entretanto esta metodologia não é totalmente precisa por estar envolvendo condicionantes futuros que podem ou não se verificar. Por este motivo a elaboração de cenários necessita de abstração para definir que informações podem ou não ser relevantes e qual o impacto sistêmico, econômico e até social de uma determinada escolha diante das diversas possibilidades.

A projeção de demanda de potência ativa é a base estratégica para a expansão e o desenvolvimento sistêmico de qualquer concessionária de energia elétrica. Sua eficácia e abrangência sempre dependerão da visão dos engenheiros de planejamento em idealizar um futuro possível, embasados na história e observando o presente. Tudo

dependerá da visão humana e da proposta de foco no futuro. Mas sempre dependerá de quem vê este desenvolvimento. É como quando se observa uma janela: lá fora existe um mundo dinâmico, cheio de possibilidades, em constante movimento. E o que se vê, desta janela, sempre dependerá de quem está observando a cena. Pode ser uma visão limítrofe, empírica, intensa. Uma visão com olhos no passado ou foco no futuro. Sempre dependerá do ponto de vista do observador.

6.2 RECOMENDAÇÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Os trabalhos futuros relacionados a este trabalho estão relacionados com aprimoramento de diversos conceitos para desenvolvimento de cenários para previsões de demanda apresentados aqui. Isso se justifica devido à sua dificuldade em tratar e estabelecer condicionantes do futuro adequados para propor a construção de cenários e subsidiar um planejamento.

O conceito de densidade de carga para analisar a topologia de subestações pode ser aprimorado, com a proposta de criar mais de um grupo específico para uma área observável. O conceito de cenários pode, também, ser expandido para uma área observável de maior abrangência, automatizando a análise topológica de forma que as mudanças de topologia criem novas áreas observáveis que demandarão estudos emergenciais de cenários específicos para aquela situação, antevendo possíveis problemas sistêmicos. Esta aplicação, específica para a operação do sistema elétrico, não levaria em consideração somente os parâmetros usuais, analisados pelo ANAREDE, mas levariam em consideração fatores de previsão de carga, com enfoque econômico e de variação de temperatura, criando várias possibilidades para auxiliar a tomada de decisão.

A aquisição de dados pode ser automatizada, utilizando técnicas de inteligência artificial com a capacidade de classificar, identificar falhas e estimar erros de forma a manter a realimentação de dados das variáveis explicativas sempre consistentes, identificando falhas e garantindo vetores de dados que possam sempre estar representando o sistema em um regime permanente. Da mesma forma que identificar e sinalizar grandes variações de temperatura com a possibilidade de depurar estes valores.

Com o aprimoramento de métodos de previsão, utilizando recursos inteligência artificial integradas ao desenvolvimento de cenários, é possível promover novas possibilidades de planejamento, criando realimentações de dados das variáveis explicativas e gerando contínuos cenários para verificar o nível de precisão das previsões oficiais.

O conceito de cenários pode ser testado e mudanças podem ser propostas, inclusive considerando variáveis explicativas inéditas no setor elétrico que começarão a aparecer com o desenvolvimento de redes de *smart grids*. Em um futuro (relativamente) próximo a automatização será uma realidade em nível de consumidores de baixa tensão e todo um histórico pode ser estabelecido, incluindo cenários onde sinalizam vantagem sistêmica para consumidores que optam por mudar o seu vínculo tarifário. Pode-se, também, associar os cenários a estudos de mudança de sinal tarifário de grandes consumidores industriais, de forma a promover alívios sistêmicos, sobretudo em períodos críticos às cargas como as temporadas de verão também é uma linha de desenvolvimento a ser analisada.

REFERÊNCIAS

AMORIM FILHO, T. M.; **Conservação de Energia Elétrica em Edificações Comerciais: Ênfase em Sistemas de Ar Condicionado com Central de Água Gelada**. São Paulo, 2001. 100f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Departamento de Engenharia de Energia e Automação Elétricas, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo.

BELFORT, A. **Estratégia de Condições de Incerteza**. Macroplan, Rio de Janeiro. 2007.

BONELLI, R.; BASTOS, E. K. X.; ABREU, P. C. **Elaboração de um Indicador do PIB Trimestral do Estado do Espírito Santo**. Vitória, 2009.

CHRISTO, E. S. **Previsão de Potência Reativa**. Rio de Janeiro, 2005. 100f. Tese (Doutorado em Engenharia) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

COELHO, L. S. **Redes Neurais Perceptron e Perceptron Multicamadas – Parte 14**. Curitiba, 2009. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Paraná.

COHEN, C. **Texto para Discussão**. Rio de Janeiro, 2005. Faculdade de Economia, Universidade Federal Fluminense.

COMITÊ COORDENADOR DO PLANEJAMENTO DA EXPANSÃO DOS SISTEMAS ELÉTRICOS ANEEL - CCPE. **Curso de Análise Prospectiva e Construção de Cenários**. Rio de Janeiro, 2001.

COPEL, COMPANHIA PARANAENSE DE ENERGIA. **MAD 2006 – Mercado por Área de Distribuição – Superintendência Regional Oeste**. Curitiba, 2006. (Acesso Restrito).

COPEL, COMPANHIA PARANAENSE DE ENERGIA. **MAD 2007 – Mercado por Área de Distribuição – Superintendência Regional Oeste**. Curitiba, 2007. (Acesso Restrito).

COPEL, COMPANHIA PARANAENSE DE ENERGIA. **MAD 2008 – Mercado por Área de Distribuição – Superintendência Regional Oeste**. Curitiba, 2008. (Acesso Restrito).

COPEL, COMPANHIA PARANAENSE DE ENERGIA. **Boletim Semanal de Acompanhamento e Previsão de Demanda em Foz do Iguaçu – Temporada Verão 2008-2009**. Curitiba, 2008. (Acesso Restrito).

COPEL, COMPANHIA PARANAENSE DE ENERGIA. **Relatório Temporada de Verão 2008-2009 Oeste do Paraná (Foz do Iguaçu e Medianeira)**, Curitiba, 2008. (Acesso Restrito).

COPEL, COMPANHIA PARANAENSE DE ENERGIA. **Cenários Econômicos para o Consumo de Energia Elétrica da Distribuição 2006-2016**. Curitiba, 2006. (Acesso restrito).

COPEL, COMPANHIA PARANAENSE DE ENERGIA. **Cenários Econômicos para o Consumo de Energia Elétrica da Distribuição 2007-2017**. Curitiba, 2007. (Acesso Restrito).

COPEL, COMPANHIA PARANAENSE DE ENERGIA. **Cenários para o Consumo de Energia Elétrica da Distribuição 2008-2018**. Curitiba, 2008. (Acesso restrito).

COSTA, H. R. do N. **Aplicação de técnicas de inteligência artificial em processos de fabricação de vidro**. São Paulo, 2006. 248f. Tese (Doutorado em Engenharia) - Departamento de Engenharia de Telecomunicações e Controle, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo.

CURSO DE TREINAMENTO DE ESTATÍSTICAS E PREVISÃO DE SÉRIES TEMPORAIS. 2010, Rio de Janeiro. Programa de Mestrado em Engenharia de produção da UNINOVE.

Dados de Estações Telemétricas. Instituto Tecnológico SIMEPAR. Disponível em <<http://www.simepar.br>> Acesso em 01 fev. 2011.

IPARDES, Instituto Paranaense de Desenvolvimento Econômico e Social. **Caderno Estatístico Município de Cascavel.** Curitiba, 2010.

DAIMON ENGENHARIA E SOFTWARE. **Relatório de Caracterização da Carga da COPEL,** São Paulo, Fevereiro de 2008. (Acesso Restrito).

DIAS, R. S. **Metodologia de Previsão de Carga de Longo Prazo de Energia Elétrica.** Fortaleza, 2010. 70f. Monografia (Graduação em Engenharia Elétrica) - Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Ceará.

FAN, J.Y.; MCDONALD, J.D. **A Real Time Implementation of Short-term Load Forecasting for Distribution Power Systems.** IEEE Transactions on Power Systems, 1994, Vol.9, n.2, p. 988-994.

FERREIRA, V. H. **Técnicas de Regularização de Modelos Neurais Aplicadas à Previsão de Carga a Curto Prazo.** Rio de Janeiro, 2005. 214 f. Tese (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia da Universidade Federal do Rio de Janeiro.

GUIRELLI, C. R. **Previsão de Carga de Curto Prazo de Áreas Elétricas através de Técnicas de Inteligência artificial.** São Paulo, 2006. 127f. Tese (Doutorado em Engenharia) - Departamento de Engenharia de Energia e Automação Elétricas, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo.

HAIDA, T.; MUTO, S. **Regression Based Peak Load Forecasting Using a Transformation Technique.** IEEE Transactions on Power Systems, 1994, Vol. 9, n.4, p. 1788-1794.

HYDE, O.; HODNETT, P.F. **An Adaptable Automated Procedure for Short-Term Electricity Load Forecasting**. IEEE Transactions on Power Systems, 1997, Vol.12, n.1, p. 84-94.

HU, Y. H.; HWANG, J. **Handbook of Neural Network Signal Processing**. 1ª edição. Florida: CRC Press LLC, 2002.

KHOTANZAD, A.; AFKHAMI-ROHANI, R.; MARATUKULAM, D. **Artificial Neural Network Short-Term Load Forecaster -Generation Three**. IEEE Transactions on Power Systems, 1998, Vol. 13, n. 4, p. 1413-1422.

MARTINS, GILBERTO DE ANDRADE. **Estatística Geral e Aplicada**. 3ª edição. São Paulo: Editora Atlas, 2005.

MOGHARAM, I.; RAHMAN, S. **Analysis and Evaluation of Five Short-term Load Forecasting Techniques**. IEEE Transactions on Power Systems, 1989, Vol. 4, n.4, p. 1484-1491.

MONTGOMERY, D. C.; RUNGER, G. C. **Estatística Aplicada e Probabilidade para Engenheiros**. 2ª edição. Rio de Janeiro: LTC Livros Técnicos e Científicos Editora, 2003.

MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. **Análise de Séries Temporais**. 2ª edição. São Paulo: Editora Edgard Blücher, 2006.

NASCIMENTO, S. **Uma Análise do PIB de Sergipe**. 2009. Acessado pela internet em 28 de maio de 2011 (<http://www.agencia.se.gov.br>).

NGIA, L. S. H.; SJÖBERG, J. **Efficient Training of Neural Nets for Nonlinear Adaptive Filtering Using a Recursive Levenberg-Marquardt Algorithm**. IEEE Transactions on Signal Processing, 2000, Vol. 48, p. 1915-1927.

OKAMOTO, M. T. **Previsão Decenal de Carga de Energia Elétrica Utilizando Inteligência Computacional**. Rio de Janeiro, 2008. 81f. Dissertação (Mestrado em

Engenharia) – Coordenação dos programas de Pós-Graduação em Engenharia, Universidade Federal do Rio de Janeiro.

PAPALEXOPOULOS, A. D.; HAO, S.; PENG, T. M. **An Implementation of a Neural Network Based Load Forecasting Model for the EMS**. IEEE Transactions on Power Systems, 1994, Vol. 9, n. 4, p. 1956-1962.

PAPALEXOPOULOS, A.D.; HESTERBERG, T.C. **A Regression-Based Approach to Short-Term System load Forecasting**. IEEE Trans. on Power Systems, 1990, Vol. 5, n. 4, p. 1535-1547.

PORTO, C. **Por que e Como Explorar Futuros**. Macroplan, Rio de Janeiro. 2006.

PORTO, C., VENTURA, R. **Quatro Cenários Econômicos para o Brasil 2008-2014**. Macroplan, Rio de Janeiro. 2008.

PRETTO NETO, D e SORONDO, F. B. **A Nova Metodologia de Cálculo do PIB: Brasil a 10ª Economia Mundial – e o desenvolvimento econômico?** 2007. Acessado pela internet em 28 de maio de 2011 (<http://www.cofecon.org.br>).

RIBEIRO, F. C.; FELTRIN, A. P.; FRANCO, E. M. C. **Caracterização do Crescimento da Demanda por Classe de Usuários em Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica**. 2008. Acessado pela internet em 27 de maio de 2011. (<http://prope.unesp.br>).

SAINI, L. M.; SONI, M. K. **Artificial Neural Network based Peak Load Forecasting using Levenberg-Marquardt and quasi-Newton Methods**. IEE Proc. Gener. Transm. Distrib. 2002, p. 578-584.

SAINI, L. M.; SONI, M. K. **Artificial Neural Network-Based Peak Load Forecasting Using Conjugate Gradient Methods**. IEEE Transactions on Power Systems, 2002, Vol. 17, n. 3, p. 907-912.

TAYLOR, J. W.; BUIZZA, R. **Neural Network Load Forecasting With Weather Ensemble Predictions**. IEEE Transactions on Power Systems, 2000, Vol. 17, n. 3, p. 626-632.

VENTURA, R. **Mudanças do Perfil no Consumo do Brasil: Principais Tendências nos Próximos 20 Anos**. Macroplan, Rio de Janeiro. 2010.

YAM, J. Y. F.; CHOW, T. W. S. **Extended Least Squares Based Algorithm for Training Feedforward Networks**. IEEE Transactions on Neural Networks, 1997, Vol. 8, p. 806-810.

APÊNDICES

APÊNDICE 1

A Tabela 17 demonstra o resultado obtido na análise da densidade de carga para as subestações mais representativas da Região Oeste do Paraná, classificadas conforme o critério estabelecido.

TABELA 17– ANÁLISE DE DENSIDADE DE CARGA

Subestação	Nº Consumidores	Alim. 13,8 kV	Alim. 34,5 kV	SE 34,5/13,8 kV	Alim 13,8 kV de SE 34,5 kV	Grandes consumidores	Critério Densidade de Carga
Cascavel - 230kV	104158	7	5	1	3	9	Alta Densidade de Carga
Pinheiros - 138kV		9	5	1	2	8	
Olimpico - 138kV		7	0	0	0	2	
Total Cascavel	104158	23	10	2	5	19	
Toledo - 138kV	262277	7	6	3	8	9	Média Densidade de Carga
Mal. Cândido Rondon - 138kV	142825	5	7	4	11	10	
Total Toledo-MCR	405102	12	13	7	19	19	
Foz do Iguaçu - 138kV	88813	8	4	3	8	8	Alta Densidade de Carga
Vila Yolanda - 138kV		11	2	1	2	6	
Total Foz do Iguaçu	88813	19	6	4	10	14	
Pato Branco - 230kV	159562	7	4	4	8	4	Média Densidade de Carga
Total Pato Branco	159562	7	4	4	8	4	
Francisco Beltrão - 138kV	132937	6	4	3	7	6	Média Densidade de Carga
Realeza - 138kV	27459	2	12	8	20	1	
Total Francisco Beltrão-Realez	160396	8	16	11	27	7	
Medianeira - 138kV	104234	5	6	3	9	11	Média Densidade de Carga
Céu Azul - 138kV	37550	2	3	1	2	2	
Total Medianeira-Céu Azul	141784	7	9	4	11	13	

APÊNDICE 2

O teste de vetores de demanda utilizando redes neurais *perceptron* multicamadas, para um vetor de 720 dados está representado na Figura 20 e o erro associado à previsão está representado na Figura 21, utilizando para teste o algoritmo de treinamento Levenberg-Marquardt, três neurônios na camada oculta, dez iterações, funções de ativação tangente hiperbólica nas camadas ocultas.

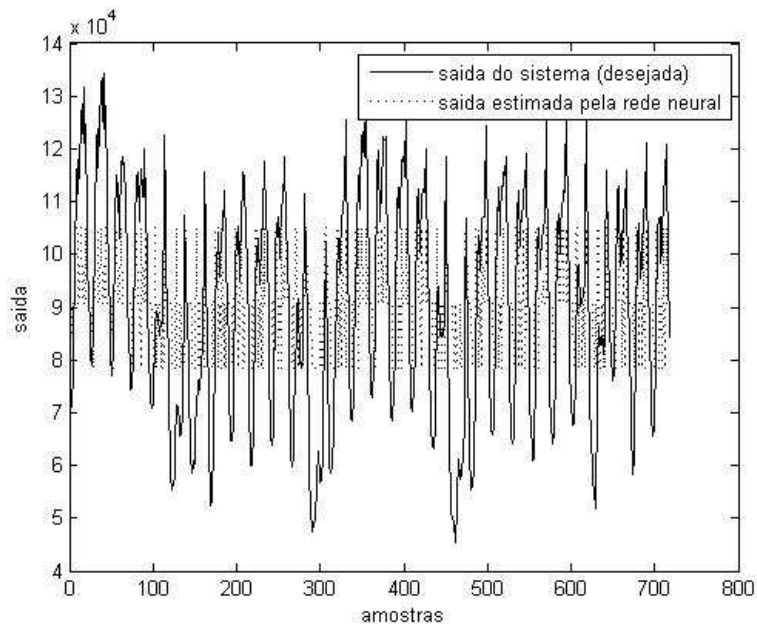


FIGURA 20 – TESTE DE VETOR DE 720 DADOS

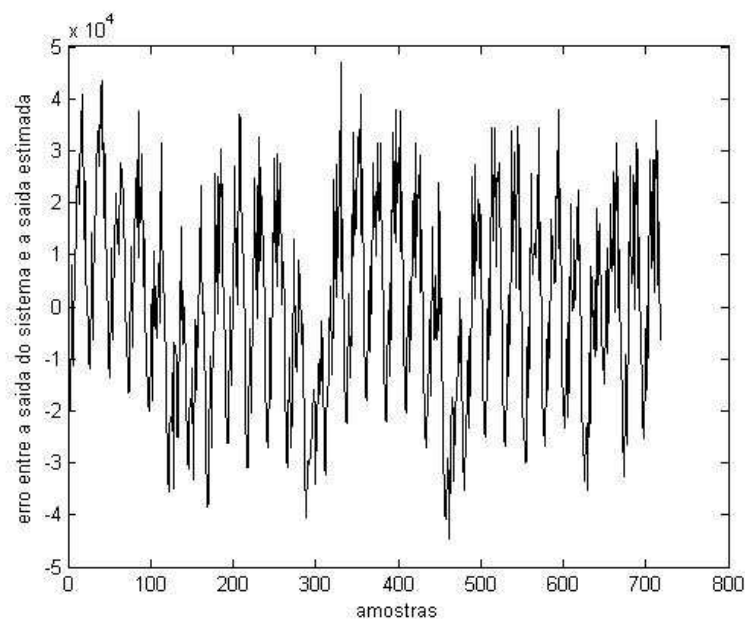


FIGURA 21 – ERRO CALCULADO PARA VETOR DE 720 DADOS

APÊNDICE 3

O teste de vetores de demanda utilizando redes neurais *perceptron* multicamadas, para um vetor de 4320 dados está representado na Figura 22 e o erro associado à previsão está representado na Figura 23, utilizando para teste o algoritmo de treinamento Levenberg-Marquardt, três neurônios na camada oculta, dez iterações, funções de ativação tangente hiperbólica nas camadas ocultas.

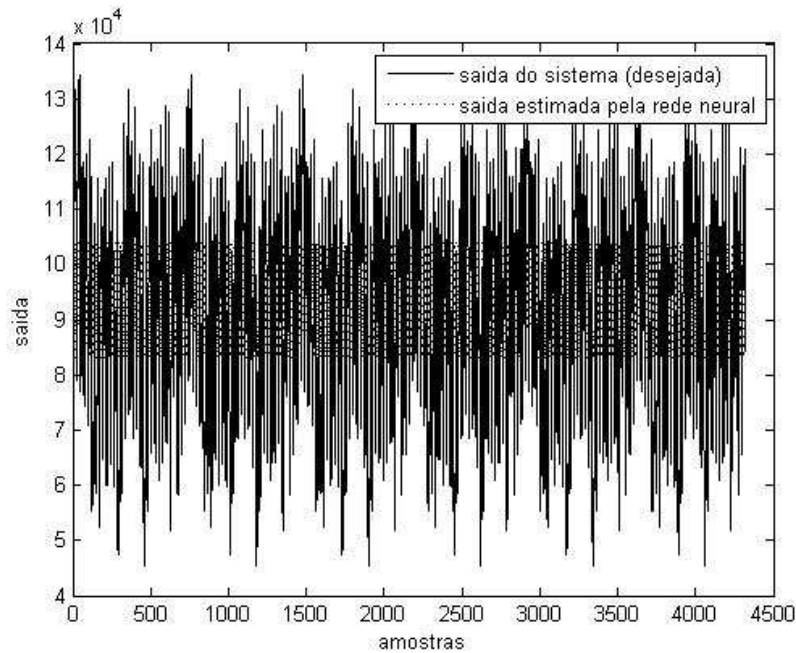


FIGURA 22 – TESTE DE VETOR DE 4320 DADOS

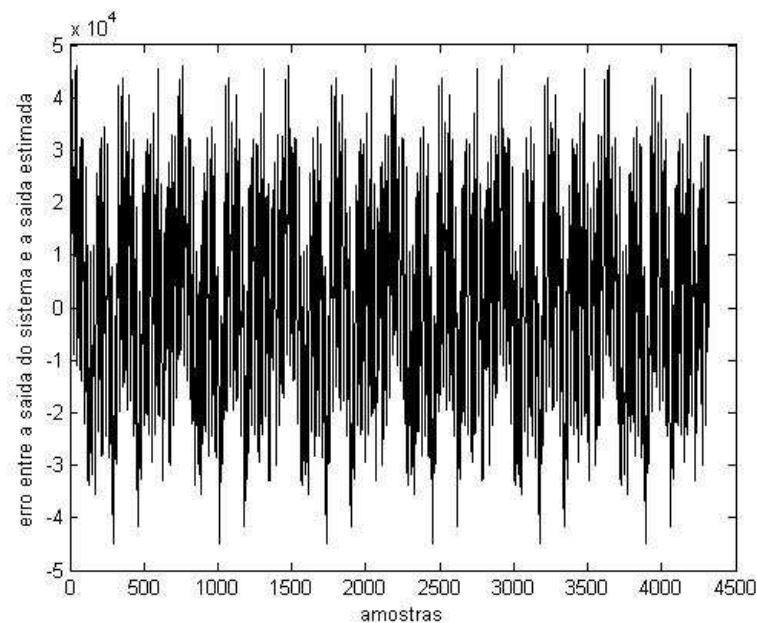


FIGURA 23 – ERRO CALCULADO PARA VETOR DE 4320 DADOS

APÊNDICE 4

O teste de vetores de demanda utilizando redes neurais *perceptron* multicamadas, para um vetor de 8640 dados está representado na Figura 24 e o erro associado à previsão está representado na Figura 25, utilizando para teste o algoritmo de treinamento Levenberg-Marquardt, três neurônios na camada oculta, dez iterações, funções de ativação tangente hiperbólica nas camadas ocultas.

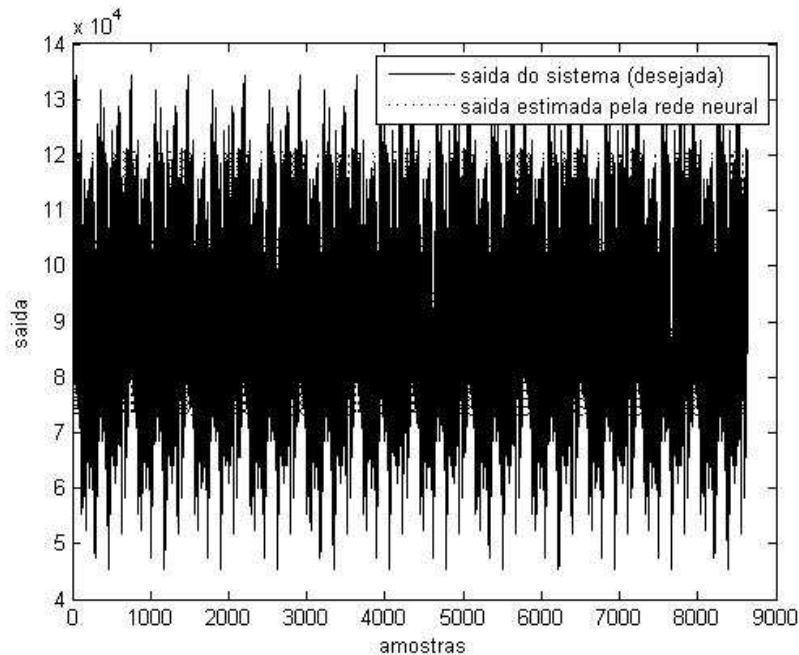


FIGURA 24 – TESTE DE VETOR DE 8640 DADOS

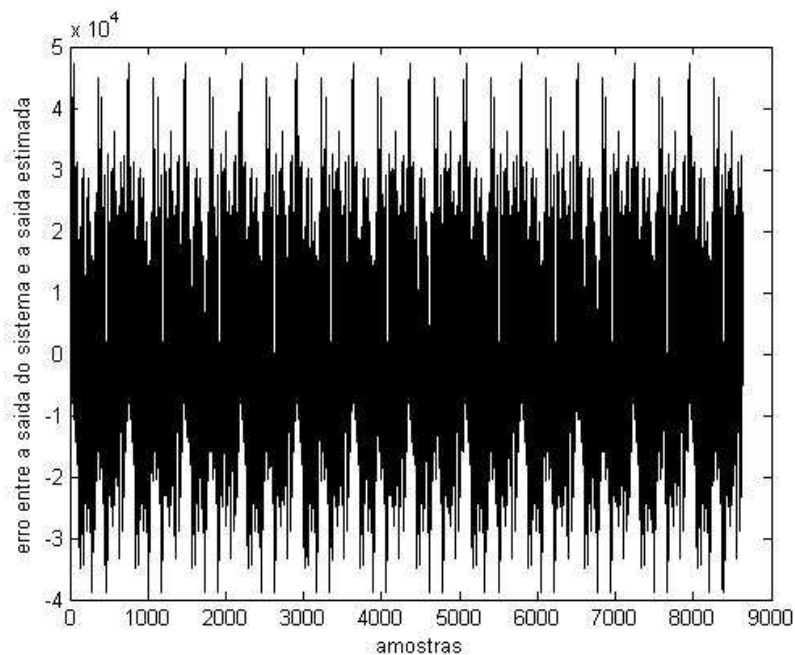


FIGURA 25 – ERRO CALCULADO PARA VETOR DE 8640 DADOS

APÊNDICE 5

O teste de vetores de demanda utilizando redes neurais *perceptron* multicamadas, para um vetor de 25920 dados está representado na Figura 26 e o erro associado à previsão está representado na Figura 27, utilizando para teste o algoritmo de treinamento Levenberg-Marquardt, três neurônios na camada oculta, dez iterações, funções de ativação tangente hiperbólica nas camadas ocultas.

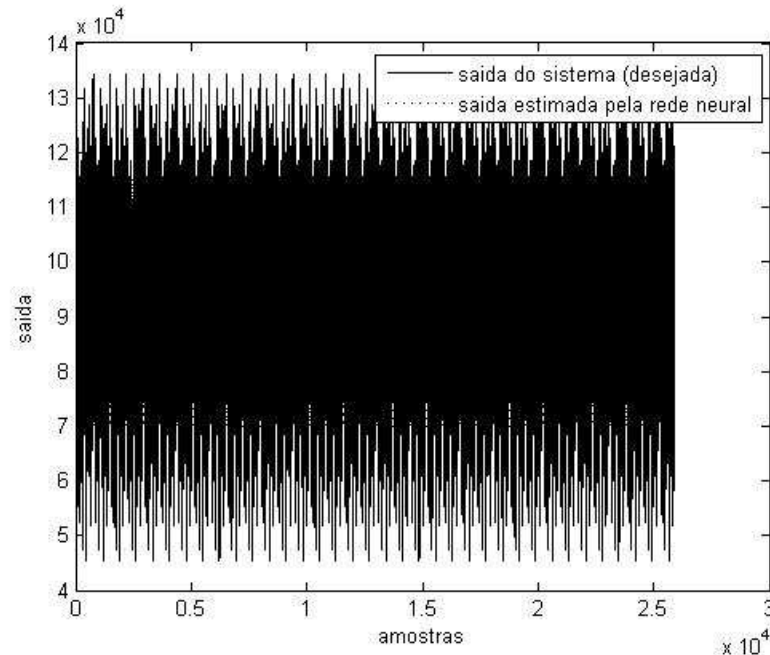


FIGURA 26 – TESTE DE VETOR DE 25920 DADOS

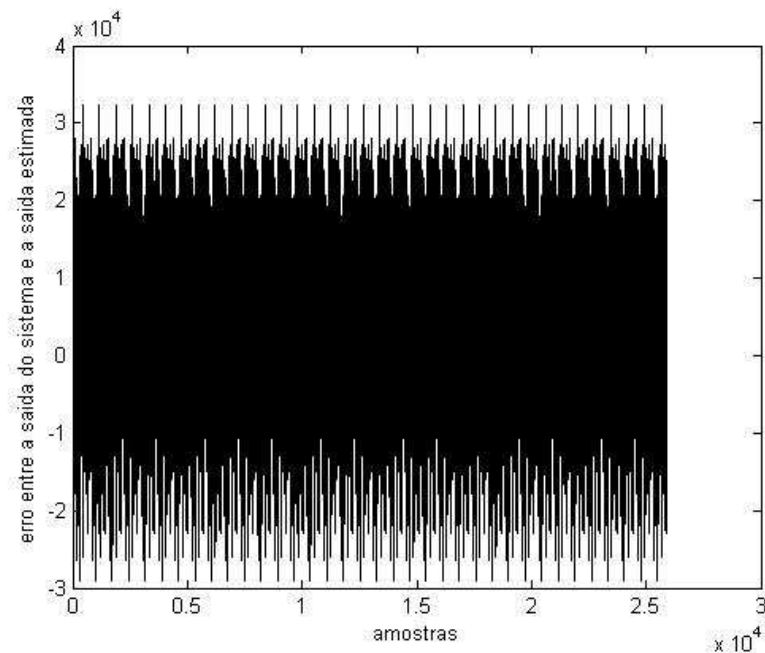


FIGURA 27 – ERRO CALCULADO PARA VETOR DE 25920 DADOS

ANEXOS

ANEXO 1

Existem diversas metodologias para a construção das curvas típicas. As metodologias mais utilizadas são a distância euclidiana, distância ponto a ponto, distância ponto a ponto ponderada e fator de carga.

Para a obtenção das curvas de tipologia de carga foram, primeiramente, obtidas as medições dos consumidores, em formato público, durante um determinado período estabelecido pela Concessionária. A quantidade de medidores a serem instalados, nas diversas faixas de consumo (Tabela 18), foram calculadas de forma a se obter uma amostra mínima a partir do número total de consumidores em cada classe e faixa de consumo.

TABELA 18 – CLASSES E FAIXAS DE CONSUMO

Residencial	Comercial Baixa Tensão
B1 0 79 kWh	B3 COM 0 500 kWh
B1 80 220 kWh	B3 COM 501 1000 kWh
B1 221 500 kWh	B3 COM 1001 5000 kWh
B1 501 1000 kWh	B3 COM 5001 10000 kWh
B1 maior 1001 kWh	B3 COM maior 10001 kWh
Rural	Industrial Baixa Tensão
B2 0 200 kWh	B3 IND 0 500 kWh
B2 201 500 kWh	B3 IND 501 1000 kWh
B2 501 1000 kWh	B3 IND 1001 5000 kWh
B2 1001 5000 kWh	B3 IND 5001 10000 kWh
B2 maior 5001 kWh	B3 IND maior 10001 kWh

FONTE: COPEL

Estas medições, em formato público, foram convertidas em dados de demanda mediante a utilização das constantes dos medidores. Todas as curvas foram transformadas em pu, observando os dados minuto-a-minuto, de forma que a integralização pudesse desconsiderar qualquer diversidade entre curvas.

Quando se estabeleceu uma campanha de medidas consistente, os dados foram inseridos em um software, denominado SAT – Sistema de Análise e Caracterização da

Carga e Estrutura Tarifária, de propriedade da COPEL e desenvolvido pela empresa DAIMON Engenharia e Sistemas. A metodologia empregada e as etapas para o tratamento dos dados foram inseridas em relatório (DAIMON, 2008, Acesso Restrito). A Figura 28 apresenta a curva de carga típica para a classe de Consumo Residencial B1, faixa de 80 a 220 kWh, apresentando um consumo maior de energia elétrica ocorrendo no horário de ponta, a partir das 18h00min.

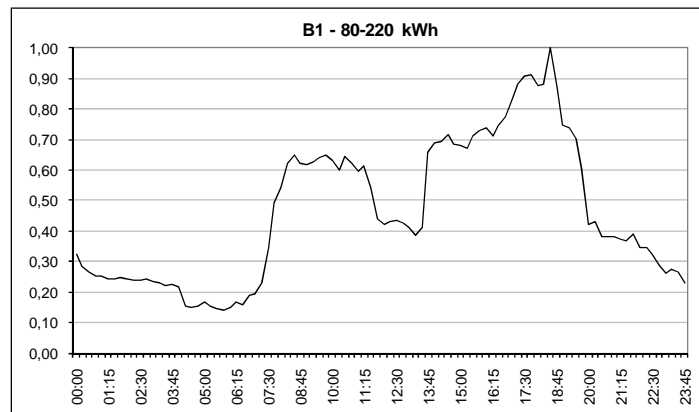


FIGURA 28 – CURVA TÍPICA DA CLASSE DE CONSUMO RESIDENCIAL B1 (COPEL)

A Figura 29 apresenta a curva de carga típica para a classe de Consumo Comercial B3, faixa de 1001 a 5000 kWh, apresentando um consumo grande desde às 7h30min até às 20h00min.

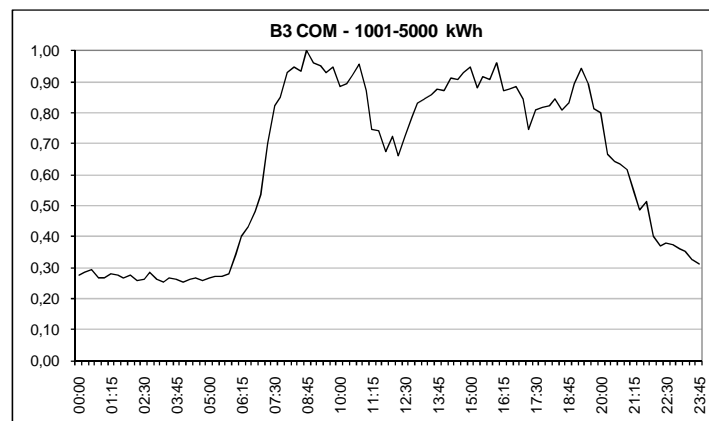


FIGURA 29 – CURVA TÍPICA DA CLASSE DE CONSUMO COMERCIAL B3 (COPEL)

A Figura 30 apresenta a curva de carga típica para a classe de Consumo Industrial B3, faixa de 5001 a 10000 kWh, apresentando um consumo grande desde às 7h30min até às 16h15min, aproximadamente, quando ocorre o seu decréscimo.

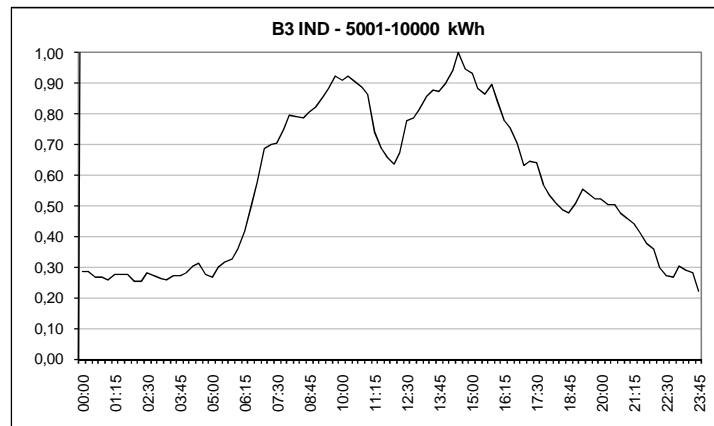


FIGURA 30 – CURVA TÍPICA DA CLASSE DE CONSUMO INDUSTRIAL B3 (COPEL)

A partir destas curvas típicas, pode-se associar a destinação do consumo de energia elétrica de um alimentador. Tomando como exemplo a Figura 31, que representa a curva de carga típica de um alimentador em um dia útil, um sábado e um domingo. Pelo desenho da curva, que o alimentador tem uma tendência a atender os três tipos de consumidores exemplificados acima, com predominância para os comerciais e industriais. Esta análise visual, em um momento preliminar, serve como orientação para os estudos de previsão de demanda. Devendo o analista utilizar demais informações e métodos para definir o perfil exato dos consumidores atendidos por este alimentador.

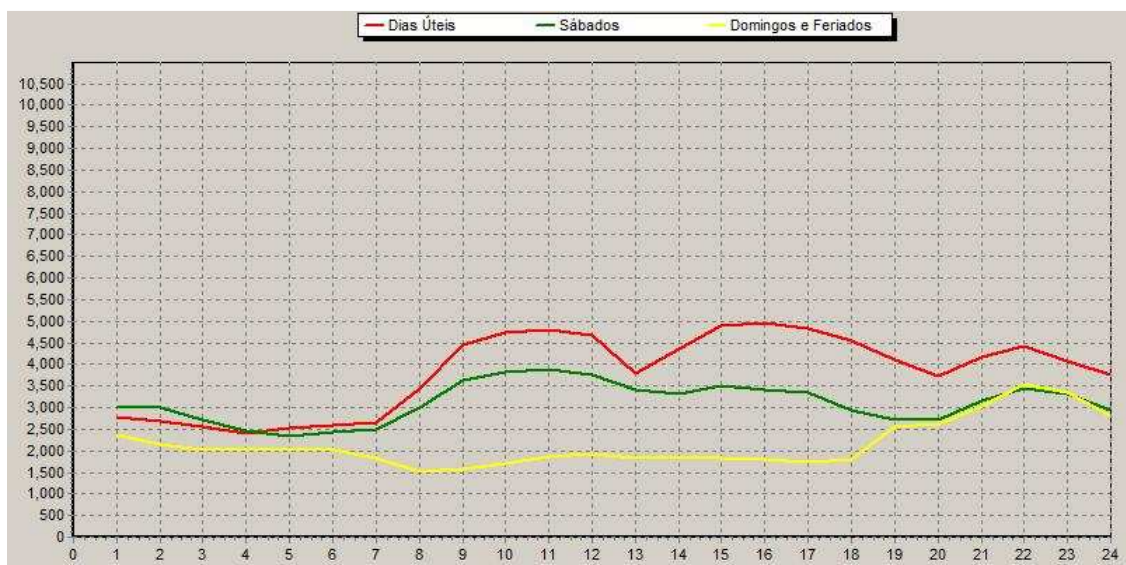


FIGURA 31 – CURVA DE CARGA DE UM ALIMENTADOR DE 13,8 kV
(COPEL)

ANEXO 2

A Tabela 19 apresenta as temperaturas máximas absolutas da cidade de Cascavel, de 1998 a 2010.

TABELA 19– TEMPERATURAS MÁXIMAS ABSOLUTAS

Mês	[°C]	Mês	[°C]	Mês	[°C]	Mês	[°C]	Mês	[°C]
jan-98	32,30	jan-01	31,10	jan-04	33,70	jan-07	31,70	jan-10	33,10
fev-98	31,20	fev-01	31,00	fev-04	33,80	fev-07	34,30	fev-10	34,80
mar-98	32,60	mar-01	32,50	mar-04	35,10	mar-07	35,70	mar-10	33,10
abr-98	32,40	abr-01	31,80	abr-04	32,80	abr-07	33,70	abr-10	31,80
mai-98	27,80	mai-01	29,10	mai-04	25,60	mai-07	31,10	mai-10	27,50
jun-98	25,30	jun-01	27,30	jun-04	25,80	jun-07	28,00	jun-10	28,50
jul-98	26,80	jul-01	26,80	jul-04	25,60	jul-07	28,30	jul-10	27,00
ago-98	27,90	ago-01	29,90	ago-04	30,70	ago-07	31,10	ago-10	32,00
set-98	30,30	set-01	31,00	set-04	36,60	set-07	34,60	set-10	33,90
out-98	31,30	out-01	34,40	out-04	34,80	out-07	36,60	out-10	31,90
nov-98	32,60	nov-01	33,90	nov-04	34,00	nov-07	33,00	nov-10	32,80
dez-98	33,40	dez-01	33,20	dez-04	32,90	dez-07	35,30	dez-10	31,20
jan-99	31,40	jan-02	31,70	jan-05	33,20	jan-08	32,10		
fev-99	30,80	fev-02	30,80	fev-05	35,40	fev-08	32,60		
mar-99	32,70	mar-02	34,10	mar-05	37,60	mar-08	33,50		
abr-99	33,40	abr-02	33,70	abr-05	33,70	abr-08	32,70		
mai-99	29,00	mai-02	30,20	mai-05	30,40	mai-08	29,00		
jun-99	25,50	jun-02	27,90	jun-05	27,60	jun-08	26,80		
jul-99	26,80	jul-02	27,70	jul-05	28,00	jul-08	28,30		
ago-99	33,60	ago-02	29,70	ago-05	31,20	ago-08	30,90		
set-99	32,90	set-02	32,90	set-05	31,30	set-08	34,40		
out-99	32,90	out-02	34,80	out-05	34,10	out-08	34,90		
nov-99	33,10	nov-02	33,90	nov-05	34,30	nov-08	31,90		
dez-99	34,90	dez-02	33,10	dez-05	34,60	dez-08	34,80		
jan-00	33,20	jan-03	32,90	jan-06	35,20	jan-09	32,70		
fev-00	31,90	fev-03	34,60	fev-06	33,90	fev-09	34,40		
mar-00	31,00	mar-03	35,00	mar-06	33,50	mar-09	34,60		
abr-00	31,40	abr-03	31,90	abr-06	31,30	abr-09	32,80		
mai-00	26,20	mai-03	28,80	mai-06	27,90	mai-09	29,50		
jun-00	26,60	jun-03	26,90	jun-06	28,30	jun-09	25,40		
jul-00	25,10	jul-03	27,70	jul-06	28,40	jul-09	25,20		
ago-00	30,20	ago-03	30,60	ago-06	31,90	ago-09	29,80		
set-00	31,40	set-03	35,10	set-06	34,90	set-09	34,10		
out-00	33,70	out-03	34,20	out-06	35,50	out-09	43,30		
nov-00	32,10	nov-03	36,70	nov-06	34,30	nov-09	36,40		
dez-00	32,30	dez-03	32,00	dez-06	33,90	dez-09	32,20		

ANEXO 3

A Tabela 20 apresenta o número de consumidores da cidade de Cascavel, de 1980 a 2009, estratificados por classe de consumo.

TABELA 20– NÚMERO DE CONSUMIDORES

	1980	1981	1982	1983	1984	1985	1986	1987	1988	1989
Residencial	20050	22539	24745	26412	27547	29329	30716	33031	35100	37081
Industrial	428	433	519	462	417	447	614	614	655	783
Comercial	3223	3267	3309	3446	3469	3608	3844	4091	4398	4774
Rural	844	1136	1449	1535	1923	2289	2538	2730	2932	3106
Poderes Públicos	162	226	261	307	319	324	355	392	434	497
Iluminação Pública	7	7	7	7	8	9	12	12	11	11
Serv. Público	6	10	6	7	9	11	12	14	18	19
Consumo Próprio	19	19	22	25	26	27	28	27	23	24
Total	24739	27637	30318	32201	33718	36044	38119	40911	43571	46295

	1990	1991	1992	1993	1994	1995	1996	1997	1998	1999
Residencial	37942	39937	42677	45138	47580	50439	53202	55822	59114	61203
Industrial	800	871	837	850	892	979	1099	1084	1134	1170
Comercial	4973	5355	5533	5708	6101	6233	6525	6768	7074	7142
Rural	2517	2548	2598	2657	2720	2768	2812	2844	3009	3030
Poderes Públicos	477	506	538	521	528	408	419	462	471	504
Iluminação Pública	5	5	5	5	5	5	5	5	39	43
Serv. Público	13	18	20	30	31	34	35	39	40	44
Consumo Próprio	21	21	15	12	11	11	11	11	11	12
Total	46748	49261	52223	54921	57868	60877	64108	67035	70892	73148

	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009
Residencial	62730	66794	69479	72171	74147	76237	79022	81648	83932	87504
Industrial	998	1031	1050	1160	1345	1815	1824	1867	2084	2217
Comercial	7437	7682	7864	8034	8652	8927	9052	9271	9535	9914
Rural	3012	3159	3289	3291	3340	3352	3467	3490	3517	3578
Poderes Públicos	541	483	478	478	491	517	543	567	594	619
Iluminação Pública	44	50	52	78	213	215	212	229	254	272
Serv. Público	40	42	43	47	48	48	49	47	46	45
Consumo Próprio	14	7	8	8	8	8	8	8	8	9
Total	74816	79248	82263	85267	88244	91119	94177	97127	99970	104158

ANEXO 4

A Tabela 21 apresenta a demanda máxima medida e projetada para as subestações que formam a área observável de Cascavel, de 2007 a 2009.

TABELA 21 – DEMANDA MÁXIMA

	Demanda Projetada [MW]				Demanda Medida [MW]			
	Cascavel	Olimpico	Pinheiros	Total	Cascavel	Olimpico	Pinheiros	Total
jan/07	35,30	26,27	72,91	134,49	32,60	28,10	48,50	109,20
fev/07	39,61	29,74	78,85	148,19	34,10	27,10	48,30	109,50
mar/07	43,69	26,84	88,14	158,67	39,50	28,80	50,30	118,60
abr/07	43,74	28,34	85,50	157,58	37,70	28,30	48,30	114,30
mai/07	42,28	25,69	83,07	151,03	34,60	24,00	49,30	107,90
jun/07	44,20	25,96	83,27	153,43	42,30	22,70	52,30	117,30
jul/07	44,78	25,11	82,96	152,86	65,90	22,20	52,40	140,50
ago/07	45,14	25,55	87,03	157,72	41,80	22,00	52,60	116,40
set/07	43,75	26,01	87,85	157,60	40,30	23,40	54,90	118,60
out/07	43,44	24,83	88,42	156,68	42,40	25,30	56,20	123,90
nov/07	42,75	25,96	85,03	153,75	41,10	26,80	50,80	118,70
dez/07	40,96	26,65	82,75	150,37	43,70	26,10	52,20	122,00
jan/08	42,66	36,89	58,69	138,24	42,20	33,10	48,70	124,00
fev/08	45,67	37,51	61,54	144,72	37,50	0,00	53,00	90,50
mar/08	46,52	34,26	66,14	146,93	39,10	22,00	56,60	117,70
abr/08	48,77	37,97	64,74	151,48	37,90	25,50	54,50	117,90
mai/08	47,33	36,30	60,91	144,54	36,30	26,00	52,10	114,40
jun/08	47,80	36,77	63,79	148,36	41,90	23,90	50,80	116,60
jul/08	47,01	35,18	62,45	144,64	40,90	23,70	51,30	115,90
ago/08	47,61	35,57	64,98	148,16	39,60	23,90	49,20	112,70
set/08	60,19	35,66	66,68	162,53	43,00	26,10	51,50	120,60
out/08	70,17	39,42	66,08	175,67	39,40	26,30	53,10	118,80
nov/08	69,13	39,87	62,77	171,77	40,80	25,90	48,30	115,00
dez/08	70,78	41,01	59,84	171,63	40,50	28,10	50,00	118,60
jan/09	44,23	36,57	65,59	146,38	29,50	35,20	55,30	120,00
fev/09	49,01	37,26	68,82	155,08	40,30	30,90	53,00	124,20
mar/09	48,72	34,26	74,42	157,39	42,70	33,80	53,90	130,40
abr/09	49,30	37,56	72,59	159,45	39,20	30,80	52,20	122,20
mai/09	51,22	36,22	69,41	156,84	38,80	26,50	57,60	122,90
jun/09	49,95	36,68	71,39	158,02	53,50	25,20	55,50	134,20
jul/09	51,07	35,16	70,17	156,40	52,40	24,50	56,90	133,80
ago/09	50,14	35,62	73,17	158,92	41,80	24,00	57,00	122,80
set/09	48,91	36,05	74,96	159,92	43,40	27,70	58,70	129,80
out/09	50,85	40,02	74,43	165,30	48,10	32,00	60,30	140,40
nov/09	50,33	39,99	70,64	160,96	43,00	37,40	63,60	144,00
dez/09	48,93	41,68	67,57	158,18	40,40	33,70	57,70	131,80

ANEXO 5

A Tabela 22 apresenta os valores em pu, integralizados a cada 15 minutos, das classes de consumo residencial e rural, conforme faixa de consumo estratificada pela ANEEL (Tabela 18). A partir destes valores é possível construir as curvas de tipologia de carga de cada classe de consumo, para um dia típico. A Tabela 23 apresenta os valores em pu, integralizados a cada 15 minutos, das classes de consumo comercial e industrial.

TABELA 22 – TIPOLOGIA DE CARGA CONSUMIDOR RESIDENCIAL E RURAL

	B1 0 79 kWh	B1 80 220 kWh	B1 221 500 kWh	B1 501 1000 kWh	B1 maior 1001 kWh	B2 0 200 kWh	B2 201 500 kWh	B2 501 1000 kWh	B2 1001 5000 kWh	B2 maior 5001 kWh
00:00	0,18	0,32	0,38	0,68	0,87	0,26	0,28	0,55	0,28	0,44
00:15	0,15	0,29	0,33	0,41	0,99	0,24	0,24	0,47	0,22	0,42
00:30	0,15	0,27	0,31	0,28	0,96	0,26	0,25	0,45	0,20	0,40
00:45	0,14	0,25	0,30	0,27	0,91	0,25	0,29	0,43	0,19	0,41
01:00	0,15	0,25	0,28	0,25	0,90	0,23	0,23	0,39	0,19	0,37
01:15	0,16	0,24	0,33	0,25	0,92	0,22	0,23	0,41	0,21	0,38
01:30	0,12	0,24	0,33	0,24	0,88	0,24	0,28	0,39	0,20	0,36
01:45	0,12	0,25	0,34	0,23	0,88	0,21	0,22	0,33	0,19	0,40
02:00	0,14	0,25	0,34	0,25	0,90	0,25	0,21	0,32	0,19	0,39
02:15	0,13	0,24	0,32	0,24	0,87	0,23	0,22	0,30	0,20	0,39
02:30	0,14	0,24	0,31	0,24	0,90	0,20	0,21	0,24	0,20	0,39
02:45	0,13	0,24	0,30	0,20	0,95	0,21	0,20	0,32	0,19	0,40
03:00	0,14	0,24	0,32	0,19	0,89	0,18	0,27	0,31	0,19	0,34
03:15	0,14	0,23	0,29	0,19	0,89	0,20	0,20	0,31	0,19	0,34
03:30	0,12	0,22	0,30	0,19	0,89	0,22	0,21	0,35	0,21	0,34
03:45	0,12	0,23	0,30	0,18	0,89	0,23	0,21	0,77	0,19	0,31
04:00	0,13	0,22	0,29	0,18	0,91	0,22	0,20	0,40	0,18	0,38
04:15	0,12	0,16	0,31	0,24	0,89	0,18	0,40	0,35	0,19	0,43
04:30	0,13	0,15	0,29	0,24	0,89	0,22	0,30	0,33	0,21	0,45
04:45	0,13	0,16	0,27	0,28	0,82	0,20	0,24	0,37	0,21	0,45
05:00	0,12	0,17	0,27	0,24	0,82	0,26	0,24	0,38	0,24	0,57
05:15	0,14	0,15	0,28	0,23	0,92	0,26	0,29	0,38	0,27	0,62
05:30	0,14	0,15	0,30	0,22	0,92	0,28	0,29	0,36	0,30	0,66
05:45	0,09	0,14	0,32	0,22	0,88	0,26	0,33	0,36	0,36	0,61
06:00	0,12	0,15	0,32	0,23	0,89	0,45	0,43	0,28	0,31	0,65
06:15	0,12	0,17	0,35	0,19	0,87	0,30	0,27	0,27	0,45	0,57
06:30	0,11	0,16	0,40	0,21	0,88	0,28	0,26	0,48	0,48	0,58
06:45	0,14	0,19	0,42	0,23	0,88	0,39	0,25	0,55	0,66	0,57
07:00	0,15	0,19	0,44	0,51	0,90	0,33	0,30	0,44	0,77	0,67
07:15	0,25	0,23	0,54	0,26	0,92	0,23	0,30	0,36	0,78	0,68
07:30	0,28	0,34	0,62	0,31	0,92	0,31	0,36	0,40	0,73	0,77
07:45	0,28	0,49	0,70	0,28	0,90	0,28	0,36	0,37	0,82	0,73
08:00	0,31	0,54	0,63	0,23	0,89	0,31	0,43	0,36	0,78	0,73
08:15	0,33	0,62	0,68	0,28	0,87	0,34	0,32	0,37	0,79	0,69
08:30	0,33	0,65	0,86	0,30	0,82	0,41	0,31	0,51	0,80	0,71
08:45	0,39	0,62	0,88	0,34	0,80	0,39	0,25	0,45	0,79	0,69
09:00	0,36	0,62	0,86	0,43	0,83	0,33	0,27	0,41	0,81	0,70
09:15	0,39	0,62	0,74	0,40	0,89	0,30	0,26	0,38	0,88	0,71
09:30	0,36	0,64	0,86	0,39	0,93	0,40	0,20	0,40	0,94	0,71
09:45	0,38	0,65	0,74	0,33	0,94	0,35	0,30	0,36	0,94	0,70
10:00	0,36	0,63	0,80	0,34	0,93	0,26	0,29	0,41	0,87	0,71
10:15	0,37	0,60	0,65	0,34	0,96	0,38	0,43	0,67	0,86	0,75
10:30	0,42	0,65	0,66	0,33	0,96	0,36	0,26	0,71	0,78	0,87
10:45	0,37	0,62	0,91	0,35	0,94	0,43	0,30	0,66	0,62	0,90
11:00	0,37	0,60	0,85	0,32	0,99	0,33	0,28	0,64	0,62	0,90
11:15	0,29	0,61	0,88	0,31	1,00	0,32	0,42	0,64	0,57	0,90
11:30	0,31	0,54	0,95	0,30	0,99	0,37	0,29	0,61	0,57	0,92
11:45	0,37	0,44	0,88	0,31	0,96	0,44	0,38	0,57	0,61	0,96
12:00	0,35	0,42	0,69	0,28	0,91	0,42	0,25	0,54	0,61	0,95
12:15	0,34	0,43	0,67	0,31	0,93	0,43	0,22	0,58	0,72	0,92
12:30	0,36	0,43	0,66	0,35	0,94	0,43	0,32	0,61	0,79	0,91
12:45	0,39	0,43	0,70	0,34	0,96	0,50	0,26	0,58	0,84	0,95
13:00	0,78	0,41	0,79	0,39	0,97	0,31	0,27	0,51	0,86	0,93
13:15	0,90	0,39	0,89	0,31	0,96	0,43	0,33	0,48	0,86	1,00
13:30	0,50	0,41	0,96	0,32	0,95	0,34	0,45	0,49	0,91	0,92
13:45	0,58	0,66	0,83	0,41	0,93	0,34	0,24	0,47	0,88	0,84
14:00	0,56	0,69	0,95	0,38	0,92	0,37	0,23	0,48	0,85	0,81
14:15	0,72	0,69	1,00	0,38	0,92	0,38	0,25	0,38	0,84	0,85
14:30	0,54	0,72	0,97	0,35	0,90	0,41	0,25	0,46	0,82	0,82
14:45	0,77	0,68	0,98	0,35	0,80	0,37	0,21	0,49	0,78	0,90
15:00	0,70	0,68	0,78	0,42	0,83	0,32	0,28	0,43	0,71	0,88
15:15	0,69	0,67	0,93	0,55	0,84	0,33	0,46	0,55	0,85	0,88
15:30	0,68	0,71	0,93	0,54	0,90	0,38	0,38	0,82	0,95	0,81
15:45	0,71	0,73	0,95	0,52	0,91	0,31	0,34	0,57	0,96	0,74
16:00	0,81	0,74	0,87	0,50	0,96	0,51	0,29	0,51	1,00	0,68
16:15	0,86	0,71	0,81	0,54	0,95	0,40	0,31	0,50	0,71	0,72
16:30	0,82	0,75	0,80	0,57	0,90	0,33	0,38	0,61	0,62	0,76
16:45	0,87	0,78	0,71	0,60	0,86	0,37	0,33	0,76	0,63	0,78
17:00	0,86	0,83	0,72	0,87	0,81	0,50	0,36	0,53	0,55	0,88
17:15	0,91	0,88	0,82	0,82	0,85	0,55	0,48	0,60	0,59	0,90
17:30	0,83	0,91	0,79	0,45	0,89	0,44	0,33	0,61	0,55	0,91
17:45	0,77	0,91	0,89	0,49	0,92	0,51	0,52	0,76	0,53	0,89
18:00	0,85	0,88	0,89	0,42	0,88	0,72	0,59	0,73	0,55	0,87
18:15	0,86	0,88	0,85	0,42	0,85	0,81	0,43	0,69	0,57	0,86
18:30	0,91	1,00	0,90	0,48	0,87	0,67	0,66	0,84	0,61	0,80
18:45	0,83	0,87	0,88	0,53	0,87	0,91	0,70	0,79	0,59	0,76
19:00	0,91	0,75	0,88	0,57	0,87	0,80	0,89	0,74	0,68	0,74
19:15	1,00	0,74	0,82	0,56	0,89	1,00	0,96	0,85	0,71	0,71
19:30	0,86	0,70	0,82	0,54	0,99	0,86	1,00	0,89	0,73	0,74
19:45	0,82	0,60	0,76	0,54	0,87	0,92	0,76	0,90	0,68	0,73
20:00	0,76	0,42	0,71	0,47	0,87	0,87	0,73	0,95	0,71	0,74
20:15	0,88	0,43	0,62	0,43	0,94	0,80	0,63	0,94	0,63	0,70
20:30	0,83	0,38	0,60	0,41	0,88	0,79	0,59	0,94	0,57	0,67
20:45	0,81	0,38	0,63	0,42	0,85	0,77	0,70	1,00	0,57	0,61
21:00	0,41	0,38	0,55	0,43	0,85	0,69	0,59	0,97	0,54	0,57
21:15	0,36	0,37	0,54	0,38	0,89	0,56	0,44	0,79	0,54	0,51
21:30	0,38	0,37	0,57	0,44	0,81	0,54	0,47	0,76	0,42	0,49
21:45	0,31	0,39	0,60	0,41	0,88	0,54	0,54	0,69	0,35	0,48
22:00	0,31	0,35	0,54	0,61	0,84	0,48	0,46	0,66	0,34	0,49
22:15	0,27	0,35	0,57	0,59	0,90	0,42	0,35	0,61	0,33	0,47
22:30	0,25	0,32	0,55	0,55	0,89	0,45	0,35	0,56	0,37	0,42
22:45	0,23	0,29	0,54	0,54	0,78	0,36	0,38	0,59	0,34	0,43
23:00	0,21	0,26	0,52	0,56	0,72	0,31	0,31	0,58	0,36	0,43
23:15	0,20	0,28	0,47	0,71	0,78	0,38	0,33	0,61	0,35	0,44
23:30	0,18	0,27	0,46	1,00	0,80	0,31	0,45	0,56	0,33	0,46
23:45	0,18	0,23	0,46	0,62	0,80	0,27	0,38	0,55	0,32	0,48

TABELA 23 – TIPOLOGIA DE CARGA CONSUMIDOR COMERCIAL E INDUSTRIAL

	COM 0 500 kWh	COM 501 1000 kWh	COM 1001 5000 kWh	COM 5001 10000 kWh	COM maior 10001 kWh	IND 0 500 kWh	IND 501 1000 kWh	IND 1001 5000 kWh	IND 5001 10000 kWh	IND maior 10001 kWh
00:00	0,33	0,23	0,28	0,45	0,55	0,18	0,10	0,12	0,29	0,48
00:15	0,37	0,22	0,29	0,42	0,50	0,18	0,10	0,12	0,29	0,47
00:30	0,36	0,21	0,29	0,41	0,49	0,17	0,11	0,11	0,27	0,44
00:45	0,36	0,24	0,27	0,42	0,48	0,16	0,10	0,12	0,27	0,44
01:00	0,35	0,21	0,27	0,41	0,48	0,15	0,10	0,11	0,26	0,43
01:15	0,35	0,20	0,28	0,41	0,50	0,16	0,10	0,11	0,28	0,43
01:30	0,34	0,20	0,28	0,41	0,49	0,17	0,10	0,11	0,28	0,42
01:45	0,35	0,19	0,27	0,40	0,48	0,16	0,10	0,12	0,28	0,41
02:00	0,35	0,21	0,27	0,38	0,48	0,16	0,11	0,11	0,25	0,41
02:15	0,34	0,19	0,26	0,38	0,47	0,16	0,10	0,11	0,25	0,42
02:30	0,34	0,20	0,26	0,37	0,46	0,16	0,10	0,11	0,28	0,44
02:45	0,34	0,20	0,28	0,37	0,47	0,15	0,10	0,11	0,27	0,43
03:00	0,33	0,20	0,26	0,36	0,45	0,15	0,10	0,11	0,26	0,42
03:15	0,33	0,21	0,25	0,37	0,47	0,17	0,10	0,11	0,26	0,42
03:30	0,33	0,19	0,27	0,36	0,47	0,16	0,10	0,11	0,27	0,41
03:45	0,32	0,21	0,26	0,36	0,45	0,15	0,10	0,11	0,27	0,45
04:00	0,32	0,20	0,25	0,36	0,45	0,16	0,11	0,12	0,28	0,48
04:15	0,33	0,20	0,26	0,36	0,47	0,15	0,11	0,11	0,30	0,54
04:30	0,33	0,19	0,27	0,38	0,46	0,15	0,11	0,11	0,31	0,56
04:45	0,41	0,19	0,26	0,41	0,49	0,16	0,12	0,11	0,28	0,54
05:00	0,38	0,20	0,27	0,44	0,49	0,16	0,12	0,11	0,27	0,50
05:15	0,26	0,19	0,27	0,47	0,49	0,16	0,13	0,15	0,30	0,56
05:30	0,27	0,20	0,27	0,46	0,49	0,16	0,13	0,13	0,32	0,57
05:45	0,26	0,20	0,28	0,47	0,47	0,19	0,11	0,13	0,33	0,53
06:00	0,27	0,19	0,34	0,46	0,50	0,17	0,12	0,13	0,36	0,60
06:15	0,26	0,20	0,40	0,50	0,56	0,18	0,13	0,14	0,42	0,62
06:30	0,28	0,20	0,43	0,57	0,50	0,15	0,14	0,21	0,50	0,60
06:45	0,31	0,24	0,48	0,69	0,44	0,17	0,20	0,27	0,58	0,65
07:00	0,34	0,38	0,54	0,75	0,41	0,14	0,28	0,37	0,69	0,76
07:15	0,38	0,44	0,70	0,81	0,41	0,15	0,34	0,51	0,70	0,82
07:30	0,43	0,50	0,82	0,82	0,50	0,22	0,42	0,60	0,70	0,82
07:45	0,42	0,58	0,85	0,81	0,54	0,33	0,51	0,67	0,75	0,83
08:00	0,48	0,61	0,93	0,82	0,66	0,60	0,69	0,79	0,79	0,88
08:15	0,62	0,71	0,95	0,85	0,72	0,85	0,80	0,87	0,79	0,87
08:30	0,63	0,75	0,93	0,91	0,74	0,92	0,84	0,87	0,79	0,90
08:45	0,66	0,80	1,00	0,90	0,82	0,98	0,88	0,93	0,81	0,88
09:00	0,69	0,73	0,96	0,91	0,84	0,76	0,89	0,88	0,83	0,94
09:15	0,74	0,74	0,95	0,95	0,81	0,55	0,77	0,88	0,86	0,91
09:30	0,73	0,80	0,93	0,96	0,83	0,66	0,82	0,88	0,88	0,92
09:45	0,72	0,79	0,95	1,00	0,84	0,66	0,95	0,88	0,93	0,96
10:00	0,73	0,80	0,88	0,98	0,84	0,66	0,87	0,90	0,91	0,92
10:15	0,73	0,80	0,89	0,97	0,87	0,77	0,85	0,86	0,92	0,84
10:30	0,72	0,78	0,92	0,96	0,90	0,81	0,71	0,85	0,91	0,89
10:45	0,90	0,81	0,96	0,90	0,83	0,79	0,71	0,85	0,89	0,84
11:00	0,70	0,72	0,87	0,76	0,88	0,77	0,66	0,70	0,87	0,83
11:15	0,68	0,73	0,74	0,70	0,83	0,80	0,66	0,71	0,74	0,78
11:30	0,67	0,70	0,74	0,70	0,83	0,59	0,67	0,68	0,69	0,78
11:45	0,68	0,72	0,67	0,70	0,83	0,56	0,61	0,57	0,66	0,80
12:00	0,80	0,69	0,72	0,71	0,78	0,49	0,52	0,55	0,64	0,81
12:15	0,57	0,64	0,66	0,71	0,83	0,41	0,32	0,62	0,67	0,85
12:30	0,58	0,65	0,72	0,79	0,88	0,39	0,31	0,65	0,78	0,89
12:45	0,58	0,68	0,79	0,83	0,87	0,44	0,32	0,64	0,79	0,86
13:00	0,66	0,67	0,83	0,85	0,94	0,51	0,36	0,69	0,82	0,86
13:15	0,80	0,76	0,84	0,85	0,90	0,79	0,53	0,79	0,86	0,87
13:30	0,85	0,81	0,86	0,83	0,89	0,92	0,64	0,88	0,88	0,83
13:45	0,92	0,84	0,88	0,86	0,96	0,98	0,77	0,96	0,88	0,86
14:00	0,93	0,81	0,87	0,85	0,91	0,92	0,62	0,91	0,90	0,88
14:15	0,94	0,82	0,91	0,88	0,95	1,00	0,80	0,94	0,94	0,87
14:30	0,95	0,90	0,91	0,87	0,94	0,90	0,82	0,94	1,00	0,96
14:45	0,95	0,97	0,93	0,86	0,93	0,83	0,61	0,93	0,95	0,91
15:00	0,99	0,88	0,95	0,86	0,96	0,79	0,59	0,89	0,93	0,95
15:15	0,96	1,00	0,88	0,92	0,94	0,74	0,70	0,83	0,88	1,00
15:30	0,96	0,96	0,91	0,88	0,99	0,73	0,82	0,89	0,87	0,92
15:45	0,90	0,89	0,91	0,89	0,94	0,73	0,65	0,90	0,90	0,88
16:00	0,85	0,89	0,96	0,89	0,94	0,73	0,71	0,90	0,84	0,88
16:15	0,94	0,86	0,87	0,88	1,00	0,59	0,69	0,89	0,78	0,89
16:30	0,95	0,90	0,87	0,86	0,98	0,81	0,72	1,00	0,75	0,92
16:45	0,90	0,95	0,89	0,83	0,90	0,78	0,77	0,83	0,70	0,98
17:00	0,86	0,85	0,84	0,79	0,89	0,88	0,89	0,69	0,63	0,88
17:15	0,81	0,80	0,74	0,74	0,84	0,92	0,94	0,67	0,65	0,92
17:30	0,79	0,68	0,81	0,72	0,85	0,82	0,98	0,66	0,64	1,00
17:45	0,81	0,74	0,82	0,73	0,74	0,87	1,00	0,67	0,57	0,96
18:00	0,80	0,81	0,82	0,72	0,75	0,78	0,66	0,51	0,54	0,95
18:15	0,69	0,64	0,85	0,72	0,83	0,84	0,57	0,40	0,51	0,90
18:30	0,74	0,57	0,81	0,75	0,96	0,70	0,53	0,38	0,48	0,96
18:45	0,78	0,46	0,83	0,81	0,97	0,70	0,45	0,37	0,48	0,94
19:00	0,73	0,59	0,89	0,81	0,90	0,53	0,45	0,33	0,51	0,90
19:15	0,75	0,62	0,94	0,81	0,87	0,59	0,41	0,30	0,55	0,89
19:30	1,00	0,66	0,90	0,83	0,87	0,56	0,42	0,26	0,54	0,86
19:45	0,69	0,58	0,81	0,83	0,83	0,67	0,37	0,28	0,52	0,82
20:00	0,72	0,59	0,80	0,80	0,81	0,57	0,35	0,30	0,52	0,85
20:15	0,87	0,56	0,66	0,73	0,70	0,51	0,33	0,25	0,51	0,78
20:30	0,74	0,57	0,65	0,73	0,66	0,48	0,36	0,25	0,50	0,76
20:45	0,68	0,55	0,64	0,72	0,74	0,49	0,32	0,24	0,48	0,71
21:00	0,63	0,51	0,61	0,67	0,68	0,46	0,21	0,22	0,46	0,71
21:15	0,60	0,50	0,55	0,65	0,67	0,38	0,20	0,21	0,44	0,69
21:30	0,61	0,43	0,49	0,59	0,67	0,34	0,19	0,19	0,41	0,69
21:45	0,56	0,39	0,51	0,57	0,64	0,34	0,19	0,19	0,38	0,67
22:00	0,41	0,37	0,40	0,54	0,63	0,35	0,17	0,18	0,36	0,65
22:15	0,37	0,37	0,37	0,52	0,59	0,32	0,16	0,18	0,30	0,59
22:30	0,35	0,36	0,38	0,50	0,57	0,32	0,15	0,17	0,27	0,55
22:45	0,34	0,36	0,37	0,49	0,59	0,30	0,16	0,17	0,27	0,54
23:00	0,34	0,27	0,36	0,47	0,57	0,29	0,14	0,16	0,30	0,56
23:15	0,32	0,26	0,35	0,45	0,56	0,29	0,14	0,15	0,29	0,52
23:30	0,31	0,26	0,33	0,44	0,56	0,29	0,13	0,15	0,28	0,52
23:45	0,29	0,23	0,31	0,43	0,56	0,24	0,13	0,14	0,22	0,54